Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”

Estudo sobre a viabilidade do uso de derivativos climáticos como ferramenta de
gestão de risco na cultura da soja no estado do Mato Grosso

Augusto Alves Neto

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestre em Ciências. Área de concentração: Economia
Aplicada

Piracicaba
2021

Augusto Alves Neto
Bacharel em Ciências Econômicas

**Estudo sobre a viabilidade do uso de derivativos climáticos como ferramenta de gestão de risco
na cultura da soja no estado do Mato Grosso**
versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011

Orientador:
Prof. Dr. **VITOR AUGUSTO OZAKI**

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestre em Ciências. Área de concentração: Economia
Aplicada

Piracicaba
2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA – DIBD/ESALQ/USP

Alves Neto, Augusto

Estudo sobre a viabilidade do uso de derivativos climáticos como ferramenta de gestão de risco na cultura da soja no estado do Mato Grosso / Augusto Alves Neto. - - versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011. - - Piracicaba, 2021.

80 p.

Dissertação (Mestrado) - - USP / Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz".

1. Derivativos climáticos 2. Modelo de equilíbrio de preços 3. Soja 4. Efetividade de Hedge 5. Gestão de risco 6. Estabilidade de renda I. Título

DEDICATÓRIA

Aos meus pais,
Ademir Alves (*in memoriam*),
Erotildes Milani Alves; e,
Ao meu mestre e amigo,
Paulo Fernando Cidade de Araújo (*in memoriam*).

AGRADECIMENTOS

Início meus agradecimentos por aquele que é conhecido de diversas formas, mas que em todas elas nos dá o acalanto espiritual para que possamos sentir que não estamos sozinhos neste mundo, mesmo quando não temos ninguém ao nosso redor: Deus.

Em segundo lugar, agradeço ao meu pai pelos ensinamentos deixados em vida, pois, mesmo conhecendo pouco sobre as ciências econômicas, me mostrou que a real riqueza de uma nação não é apenas gerada pelo trabalho, mas sim pelo ofício, que junto a seus resultados financeiros gera felicidade. Ensinou-me que a utilidade de um agente é muito mais que uma mera fórmula de produtos consumidos, e sim as pessoas que você ama, as pessoas que te amam e as histórias que você deixa ao se ausentar. Ele se ausentou, mas suas histórias até hoje fazem parte de mim.

À minha melhor amiga, que esteve presente em minha vida dando apoio nos momentos ruins e celebrando momentos felizes. Aquela que sempre acreditou que eu poderia ir mais longe e esteve com a mão estendida caso eu precisasse em minha caminhada. Aquela a quem dedico meu título de mestre, pois pude partilhar com ela todos os sentimentos que vivi durante meu mestrado, e não partilhar o meu título não seria justo. O que sinto por ela se trata de algo que ainda não pude encontrar nos livros de filosofia, pois toda vez que leio algo sobre o amor, me parece ínfimo perto do meu sentimento. Obrigado por tudo, mãe.

Ao meu grande amigo e mestre Paulo Fernando Cidade de Araújo, que sempre me encorajou a continuar estudando e seguindo meus sonhos e muito me ensinou não apenas como ser um profissional no ramo das ciências econômicas, mas como ser um economista com visões diferentes daquelas impressas nos livros teóricos. Jamais me esquecerei do quanto deixávamos o Bacha bravo com nossas disputas de corrida de cadeira pelos corredores do LES.

À Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, a qual devo não apenas meu título de economista, como a partir de agora devo meu título de mestre. Foi nessa escola que passei parte dos anos mais felizes da minha vida; sou eternamente grato por poder vestir meu chapéu e ser considerado filho DA “Luiz de Queiroz”, e como apresenta a tua ode: “Tua história é uma força tamanha, que nos faz avançar mais veloz”.

À república Casa Nova, minha segunda família e lugar que me acolheu durante todos esses anos que estive na ESALQ. Local onde dividimos não apenas os problemas teóricos das aulas, mas aprendemos uns com os outros a matemática da vida e escrevemos em conjunto nossos futuros individuais. Visto com orgulho minha camiseta de número 16 e sou muito feliz por existir um lugar onde minha essência é respeitada sem julgamentos.

Aos meus colegas de sala: Ana Carolina, minha colegona (vai ano vovô!), a integrante mais agrícola de nossa turma e aquela que sempre aguentou as bagunças da Casa Nova sem chamar a polícia — saiba que sua alegria contagia todos a seu redor —; Arthur Lula, um dos grandes economistas que conheço quando o assunto é conjuntura econômica; Fábio Aranha, companheiro de TUSCA (“Xupa CAASO”), meu ajudante nas dificuldades estatísticas e ciências exatas em geral e um grande sábio, pois compreende a realidade que *R* é melhor que *Stata*; Guilherme Rocha, grande companheiro, que me deixou de presente uma outra forma de ser chamado (Gutão), e aquele que praticamente rabiscou toda a parede da cozinha da rep — saiba que quando precisar de um parceiro para comer lasanha gelada após a balada, pode contar comigo —; Lucas Rodrigues, uma das pessoas que mais me fez crescer enquanto monitor (devido suas questões quase impossíveis de se responder) e uma das mentes mais brilhantes que conheço; Marcelo Souza, companheiro de EMA, excelente cientista e dono de uma dialética incrível; Regiane França, companheira das disciplinas do Adriano e a pessoa que tem o melhor gosto por rock que eu conheço — gosto esse que ficou mais aguçado após conhecer Tião Carreiro & Pardinho —; Yuri Machado, o monitor dos monitores, o qual tive a honra não apenas de lecionar em conjunto, como de aprender com ele e me divertir muito; e, finalmente, Bruna Alves, grande economista social, que me ensinou a comer KidLat e muito me ouviu falar sobre meus planos, projetos, realizações e frustrações — e mesmo que às vezes seus comentários sobre tudo isso fossem breves, bastava olhar no fundo de seus olhos para perceber que ela acreditava em meus sonhos. A todos vocês, desejo mais que sucesso profissional, desejo que sejam felizes!

Ao meu orientador Vitor Augusto Ozaki, que me guiou na escolha do meu tema e muito me ajudou com seu conhecimento, auxiliando com seus comentários e revisões.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro durante meus estudos.

Finalmente, agradeço aos trainees da B2W Digital pelo suporte nos momentos finais da escrita deste documento e pelo apoio à realização de um grande sonho meu. A partir de agora, minha apresentação padrão passa a ser: “Augusto, 27 anos, Mestre em Economia, interior de São Paulo”. Lembrem-se sempre de duas coisas: 1) serei eternamente grato por vocês fazerem parte da minha existência humana; 2) não pode levar vidro no *rooftop* (ass.: Ari).

SUMÁRIO

RESUMO	8
ABSTRACT	9
LISTA DE FIGURA	10
LISTA DE TABELAS	11
1. INTRODUÇÃO	13
REFERÊNCIAS	15
2. DESIGN E PRECIFICAÇÃO DE DERIVATIVOS CLIMÁTICOS NA CULTURA DA SOJA NA REGIÃO DE MATO GROSSO/MT – BRASIL	17
RESUMO	17
ABSTRACT	17
2.1. INTRODUÇÃO	18
2.2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	20
2.2.1. Características técnicas do contrato climático	20
2.2.2. Período do Contrato e Variável Climática	21
2.2.3. Estação meteorológica base	21
2.2.4. Índice de agregação das variáveis climáticas	22
2.2.5. Precificação de derivativos climáticos	24
2.3. MATERIAL E MÉTODOS	26
2.3.1. Modelagem dos dados de temperatura	27
2.3.2. Modelagem dos dados de pluviosidade	29
2.3.3. Método de Precificação	31
2.4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	32
2.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	37
REFERÊNCIAS	39
3. EFICIÊNCIA DO DERIVATIVO CLIMÁTICO COMO INSTRUMENTO DE GESTÃO DE RISCO NA CULTURA DA SOJA NA REGIÃO DE MATO GROSSO/MT – BRASIL	43
RESUMO	43
ABSTRACT	43

3.1. INTRODUÇÃO	43
3.2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	46
3.2.1. Derivativos climáticos	46
3.2.2. Relação entre o risco de base e a efetividade do derivativo climático	47
3.2.3. Efetividade do hedge no uso de derivativos climáticos.....	48
3.3. METODOLOGIA	50
3.3.1. Estimação do nível de produção da soja.....	51
3.3.2. Modelo de simulação dos dados de temperatura.....	52
3.3.3. Formulação do índice climático	53
3.3.4. Modelo de precificação do derivativo climático	54
3.3.5. Métricas de mensuração de eficiência	55
3.4. DESCRIÇÃO DOS DADOS	57
3.5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	60
3.6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	70
REFERÊNCIAS	72
4. CONCLUSÃO.....	75
ANEXOS	77

RESUMO

Estudo sobre a viabilidade do uso de derivativos climáticos como ferramenta de gestão de risco na cultura da soja no estado do Mato Grosso

O derivativo climático é uma ferramenta que fora criada para o setor energético com o intuito de mitigar o risco ligado às intempéries climáticas que podem afetar o desempenho do setor. Não tardou para que sua aplicação ocorresse em outros setores que são afetados pela variação do clima, sendo um deles a agricultura. Em regiões como os Estados Unidos e União Europeia, o derivativo climático já é utilizado como ferramenta de gestão de risco para o produtor agrícola e se mostrou positivo em seus resultados e eficiência. O Brasil é conhecido por sua capacidade agrícola, principalmente na produção de soja, sendo essa *commodity* uma das mais importantes do país. Entre os maiores produtores nacionais da leguminosa está o estado de Mato Grosso, que por sua vez não faz uso, de forma intensiva, de políticas agrícolas ligadas à segurança da renda do produtor — como o seguro agrícola —, trazendo à tona a discussão se o derivativo climático é uma ferramenta aplicável e eficaz para essa região, a fim de garantir a estabilidade de renda do produtor de soja. Isto posto, o presente trabalho utiliza métodos de precificação de derivativos climáticos e métricas de eficiência para discursar sobre a aplicabilidade e efetividade na implementação do uso desse derivativo para o cultivo de soja no estado de Mato Grosso. Entre os resultados obtidos, comprovou-se que o derivativo climático é aplicável no país e que seu uso é eficiente, garantindo assim maior estabilidade de renda para o produtor rural do estado.

Palavras-chave: Derivativos climáticos, Modelo de equilíbrio de preços, Soja, Efetividade de Hedge, Gestão de risco, Estabilidade de renda

ABSTRACT

Viability of weather derivative as a risk management tool for soybean production in Mato Grosso State – Brazil

The climate derivative is a tool created for the energy sector to mitigate the risk related to weather conditions that can affect the sector's performance. It did not take long for its application to occur in other sectors that are affected by climate variation, one of them being agriculture. In regions such as the United States and the European Union, the climate derivative is already used as a risk management tool for agricultural producers and has proved to be positive in its results and efficiency. Brazil is known for its agricultural capacity, mainly in the production of soybeans, and this commodity is one of the most important in the country. Among the largest national producers of the legume is the state of Mato Grosso, which in turn does not make intensive use of agricultural policies linked to the security of the producer's income — such as agricultural insurance —, bringing up the discussion whether the climate derivative is an applicable and effective tool for this region, in order to ensure the income stability of the soy producer. That said, the present work uses pricing methods for climate derivatives and efficiency metrics to discuss the applicability and effectiveness in implementing the use of this derivative for soybean cultivation in the state of Mato Grosso. Among the results obtained, it was demonstrated that the climate derivative is applicable in the country and that its use is efficient, thus guaranteeing greater income stability for the state's rural producer.

Keywords: Weather derivatives, Price equilibrium model, Soybean, Hedge effectiveness, Risk management, Income stability

LISTA DE FIGURA

Figura 1. Calendário Agrícola da região Centro-Oeste do país.	21
--	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.Estatísticas descritivas da estação meteorológica de Diamantino – Mato Grosso.	33
Tabela 2.Estimativas do modelo de acomodação sazonal, tendência e autocorrelação para os dados de temperatura de Diamantino – Mato Grosso.	34
Tabela 3.Estimativa dos parâmetros do processo de simulação da temperatura da estação de Diamantino – Mato Grosso.	35
Tabela 4.Estimação do processo de dividendo agregado para o estado de Mato Grosso.	35
Tabela 5.Estimação do preço, em reais, do derivativo climático pelo índice de temperatura (<i>CDD</i>) em Diamantino – Mato Grosso.....	36
Tabela 6.Estimação do preço, em reais, do derivativo climático pelo índice de pluviosidade em Diamantino – Mato Grosso.	37
Tabela 7.Estatísticas descritivas dos dados das cidades de Campo Novo do Parecis, Diamantino e Sorriso.....	59
Tabela 8.Estimativa de produção e renda do produtor no cultivo de soja em Mato Grosso – 2018.	61
Tabela 9.Modelos de produção a partir dos dados climáticos das estações meteorológicas escolhidas	62
Tabela 10.Estimativa dos parâmetros do processo de simulação da temperatura das estações utilizadas e de seus dados de forma agregada	63
Tabela 11.Estimação do processo de dividendo agregado para o estado de Mato Grosso – em dólares.....	65
Tabela 12.Estimativa do preço, em dólares, do derivativo climático pelo índice de temperatura (<i>CDD</i>) a partir de dados climáticos das três estações meteorológicas escolhidas e da agregação de seus dados	66
Tabela 13.Análise de eficiência do derivativo por comparação de rendas – 2018	67

Tabela 14.Eficiência do derivativo climático mensurado pela raiz quadrada da perda média - <i>MRSL</i>	68
Tabela 15.Eficiência do derivativo climático mensurado pelo valor em risco (<i>value at risk</i> - <i>VaR</i>)	69
Tabela 16.Eficiência do derivativo climático mensurado pela equivalente certeza dos rendimentos (<i>CERs</i>)	70

1. INTRODUÇÃO

O Brasil é mundialmente conhecido por sua capacidade produtiva de *commodities* agrícolas, sendo a soja a que mais se destaca. Levando em conta a safra 2018/2019, o país foi o segundo maior produtor mundial com 30% da produção da leguminosa, ficando atrás apenas dos Estados Unidos (EMBRAPA, 2019). Esse alto nível de produção de soja deve-se, principalmente, a cinco estados brasileiros: Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Rio Grande do Sul, Goiás e Paraná, que juntos representam mais de 75% da produção brasileira da *commodity* (CONAB, 2017). Dentre esses, Mato Grosso se destaca como o maior produtor de soja do Brasil, responsável por mais de 30% da produção brasileira (CONAB, 2017).

Visto a importância da agricultura para o país, e sabido que esse setor é caracterizado por se tratar de uma atividade de risco, espera-se que os produtores rurais busquem diminuir sua exposição, explorando meios de mitigar o risco compreendido “dentro da porteira”. Para tanto, um dos meios conhecidos pelos produtores rurais brasileiros é o seguro agrícola, que segundo Hazell, Pomareda e Valdés (1986) se trata de um instrumento de política agrícola, pois garante a proteção de cultivos dos fenômenos climáticos. O uso desse instrumento no país é incentivado pelo Governo Federal por meio do Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural (PSR), que tende a estimular a demanda do produtor rural no uso do seguro à medida que reduz seu prêmio (OZAKI, 2010).

Apesar do incentivo ao uso do seguro agrícola, os produtores de soja de Mato Grosso, importantes *players* para o país, acabam por não utilizar dessa política agrícola para se defender das intempéries climáticas que podem afetar sua produção, sendo apenas 10% a média de área assegurada no estado (MAPA, 2019b). Os principais eventos assegurados no estado são secas e chuvas excessivas. Segundo MAPA (2019a), na safra 2018/2019 a área assegurada pelo evento climático seca fora de 187,3 hectares, e não houve área assegurada por chuva excessiva.

O baixo uso do seguro abre espaço para discussão sobre outras ferramentas de mitigação de risco do produtor, entre elas uma ainda não utilizada no país, porém empregada em diversos países ao redor do mundo e conhecida por diminuir essa exposição aos riscos advindos de intempéries climáticas: o derivativo climático.

Derivativos climáticos são, segundo Richards, Manfredo e Sanders (2004), títulos que prometem pagamentos baseados na ocorrência de intempéries climáticas que podem afetar a produção agrícola, como temperaturas extremas, ausência (ou excesso) de chuva e nevascas. Para esses autores, e também para Considine (2000), o bom funcionamento do derivativo climático ocorre quando dois fatores são respeitados: o primeiro é conter um índice climático,

que servirá como métrica de proteção do produtor, formulado de maneira clara e com dados climáticos facilmente observáveis; o segundo é contar com um método de precificação do derivativo robusto e transparente. Segundo Spaulding et al. (2003), essa transparência de informações na formulação do índice climático e no processo de precificação do contrato são variáveis importantes no processo de diminuição do risco moral e seleção adversa.

Em adição aos fatores anteriormente citados, Richards, Manfredo e Sanders (2004) apresentam que apenas a aplicabilidade do contrato não garante sua liquidez, visto que os agentes envolvidos devem acreditar que o derivativo seja um bom gerenciador de risco e que seu valor seja o mais justo possível no caso de sinistro.

Em vista disso, o presente trabalho investiga a viabilidade da aplicação do derivativo climático como ferramenta de gestão de risco e renda do produtor no cultivo de soja no estado de Mato Grosso. Para tanto, discursa sobre os modelos de desenho de contrato, precificação e efetividade com o intuito de investigar sua possível volatilidade no mercado de derivativos agrícolas no país e, por consequência, a introdução desse como ferramenta de política agrícola nacional.

O primeiro artigo discorre acerca da importância do contrato climático ser desenhado de forma transparente e sobre as especificidades desse tipo de contrato, aspectos esses discutidos por Jewson e Brix (2005). Entre as particularidades levantadas, as de maior atenção serão aquelas focadas no preço do contrato, iniciando pela formulação do índice climático — importante variável no processo de precificação e utilizado como métrica de proteção do produtor —, e nos métodos de precificação desse contrato, no caso o de equilíbrio de preços, apresentado por Cao e Wei (2004) e escolhido por ser um modelo mais robusto de preços para o derivativo climático. O modelo envolve o nível de aversão ao risco do produtor como uma variável importante na formulação do preço do contrato, visto que a precificação do derivativo climático não pode utilizar os mesmos métodos de precificação de um derivativo agrícola comum (RICHARDS; MANFREDO; SANDERS, 2004). Os resultados indicam que os modelos de precificação utilizados em outros países se adequam bem ao estado do Mato Grosso, evidenciando que o derivativo é aplicável.

O segundo artigo investiga a efetividade do uso do derivativo climático na produção de soja do estado de Mato Grosso, visto que, como apresentado anteriormente, apenas ser aplicável não é suficiente para que o derivativo seja utilizado: esse deve se mostrar confiável e funcional no quesito mitigação de riscos climáticos e estabilidade de renda do produtor no momento do *hedge*. O artigo se embasa na análise de efetividade apresentada por Vedenov e Barnett (2004) e no processo de diminuição de risco de base como forma de aumento de

efetividade do *hedge*, apresentado por Woodard e Garcia (2008a, 2008b). As métricas de mensuração de efetividade serão a do valor em risco (*value at risk*), equivalente certeza (*certainty equivalence*) e raiz quadrada da perda média (*mean root square loss*). Os resultados apontam que independente da métrica de mensuração de efetividade escolhida, o derivativo climático se mostra eficiente, e que, na maioria dos casos, uso de métodos de diminuição de risco de base aumentam ainda mais a efetividade do derivativo.

Referências

- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). Eventos climáticos adversos e seus impactos para as culturas de soja, milho e trigo no Brasil. Londrina, PR, 2019a.
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural. Brasília, DF, 2019b.
- CAO, M.; WEI, J. Weather derivatives valuation and market price of weather risk. *Journal of Futures Markets*, v. 24, n. 1, p. 1065-1089, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/fut.20122>. Acesso em: 02 ago. 2019.
- CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento. A produtividade da soja: análise e perspectivas. *Compêndio de Estudos Conab*, v. 10, 2017. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/institucional/publicacoes/compendio-de-estudos-da-conab>. Acesso em: 20 jul. 2019.
- CONSIDINE, G. Introduction to weather derivatives. CME Group, 2000. Disponível em: https://www.cmegroup.com/trading/weather/files/WEA_intro_to_weather_der.pdf. Acesso em: 20 jul. 2019.
- EMBRAPA. Soja em números (safra 2018/19). 2019. Disponível em: <https://www.embrapa.br/soja/cultivos/soja1/dados-economicos>. Acesso em: 11 set. 2019.
- HAZELL, P.; POMAREDA, C.; VALDÉS, A. Crop Insurance for agricultural development: Issues and Experience. The Johns Hopkins University Press, Baltimore, Maryland, 1986.
- JEWSON, S.; BRIX, A. Weather derivative valuation: the meteorological, statistical, financial and mathematical foundations. 1. Ed, Cambridge University Press, 2005. 392 p.
- OZAKI, V. A. Uma digressão sobre o programa de subvenção ao prêmio do seguro rural e as implicações para o futuro deste mercado. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, v. 48, n. 4, Brasília, out./dez. 2010.
- RICHARDS, T. J., MANFREDO, M. R., SANDERS, D. R. Pricing weather derivatives. *American Journal of Agricultural Economics*, v. 86, n. 4, p. 1005-1017, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.0002-9092.2004.00649.x>. Acesso em: 31 set. 2019.

SPAULDING, A. *et al.* Can weather derivative contract help mitigating agricultural risks? *In:* Microeconomic policy implications for Romania. International Conference on Policy Modeling, Istanbul, 2003.

VEDENOV, D. V.; BARNETT, B. J. Efficiency of weather derivatives as primary crop insurance instruments. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, v. 29, n. 3, p. 387-403, 2004.

WOODARD, J. D.; GARCIA, P. Basis risk and weather hedging effectiveness. *Agricultural Finance Review*, v. 68, n. 1, p. 99-117, 2008a. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/00214660880001221>. Acesso em: 28 mar. 2020.

WOODARD, J. D.; GARCIA, P. Weather derivatives, spatial aggregation, and systemic insurance risk: implications for reinsurance hedging. *Journal of agricultural and Resource Economics*, v. 33, n. 1, p. 34-51, 2008b. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/41220612>. Acesso em: 28 mar. 2020.

2. *DESIGN* E PRECIFICAÇÃO DE DERIVATIVOS CLIMÁTICOS NA CULTURA DA SOJA NA REGIÃO DE MATO GROSSO/MT – BRASIL

Resumo

O Brasil é um país conhecido internacionalmente pela sua agricultura, sendo a soja uma das culturas de maior importância no âmbito mundial. Um dos estados que lidera a produção da leguminosa é Mato Grosso, também um dos que menos utiliza o seguro agrícola para mitigação dos riscos que podem afetar o rendimento do produtor, como intempéries climáticas e catástrofes naturais. Diante disso, uma alternativa ao seguro agrícola — ainda não utilizada no país — são os derivativos climáticos, contratos que objetivam assegurar o produtor de intempéries climáticas de diversas naturezas, como temperatura e pluviosidade. O presente trabalho apresenta a formulação e precificação de um possível uso do derivativo climático na região de Mato Grosso, aplicando métodos que levam em conta a preferência do consumidor na decisão do uso do contrato e o quanto ela afeta o preço final do derivativo. Como resultados, observou-se que quanto maior a aversão ao risco do agente, menor o preço do derivativo, e que as variáveis temperatura e pluviosidade respondem de forma diferentes aos métodos de precificação apresentados.

Palavras-chave: Derivativos Climáticos, Modelo de Equilíbrio, Soja, Temperatura, Pluviosidade.

Abstract

Brazil is a country known internationally for its agriculture, with soybeans being one of the most important crops worldwide. One of the states that leads the production of the legume is the state of Mato Grosso, also one of the states that least uses agricultural insurance to mitigate risks that can affect the producer's income, such as weather and natural disasters. An alternative to agricultural insurance — not yet used in the country — are weather derivatives contracts which aim to insure the producer against multiple weather adversities, such as temperature and rainfall. This paper presents the formulation and pricing of a possible use of the weather derivative in the region of Mato Grosso, applying methods that take into account the consumer's preference in the decision of whether to use the contract and how much it affects the final price of the derivative. As results it was observed that the greater the risk aversion of the agent, the lower the price of the derivative and that the variables temperature and rainfall respond differently to the pricing methods presented.

Keywords: Weather Derivatives, Equilibrium Model, Soybean, Temperature, Rainfall.

2.1. Introdução

O Brasil, nos últimos anos, vem se tornando um grande *player* no que tange a produção de soja. Essa está inserida como uma das principais *commodities* mundiais, e atualmente o país contribui — levando em conta a safra 2018/19 — com mais de 30% da produção mundial da oleaginosa (EMBRAPA, 2019). O progresso de expansão da sojicultura do país se deve a diversos fatores que auxiliaram no aumento expressivo da produção brasileira, entre eles o aquecimento do mercado externo ocorrido nos anos 1970, o baixo valor da terra onde é praticado os cultivares, a topologia dos solos do cerrado e a aclimação dos cultivares do país, variável importante para a resposta do cultivar (SEDIYAMA; SILVA; BORÉM, 2015).

Atualmente, a produção da soja é concentrada em cinco estados da região Centro-Sul do Brasil: Mato Grosso, Rio Grande do Sul, Paraná, Goiás e Mato Grosso do Sul, que em conjunto representam mais de 75% da área cultivada no país (CONAB, 2017).

Dentre os cinco estados produtores, Mato Grosso vem se destacando nas últimas duas décadas, visto que iniciou um processo de expansão de área plantada¹ e aumento de rendimento, quadruplicando a área cultivada e aumentando em sete vezes a produção entre os anos 1970 a 2010 (SEDIYAMA; SILVA; BORÉM, 2015). Atualmente, o estado é responsável por mais de 30% da produção brasileira de soja (CONAB, 2017).

Analizando pela ótica econômica, o valor bruto de produção da cadeia do agronegócio brasileiro alcançou, em 2018, o valor de 614,01 bilhões de reais, sendo que 24% desse valor (aproximadamente 147 bilhões de reais) adveio da cultura da soja (CNA, 2019). Sobre a geração de divisas internacionais, a soja aumentou em mais de sete vezes a quantidade de divisas geradas desde os anos 1997, e em 2018 fora responsável por injetar mais de 40 bilhões de dólares no país (BRASIL, 2019a).

Sabido a importância agrícola e econômica da soja para o Brasil, e que a agricultura é uma atividade de risco, espera-se que os produtores busquem estabilidade, tentando mitigar o risco das variáveis que afetam o rendimento da *commodity*. Entre os fatores que afetam negativamente a produção da soja estão as condições climáticas da região escolhida para o plantio, segundo Sedyama, Silva e Borém (2015), uma delas são as intempéries climáticas, uma vez que as altas temperaturas e a ausência da chuva necessária para desenvolvimento do

¹ Ao ser analisada a participação da soja em comparação aos outros produtos agrícolas do estado de Mato Grosso, a oleaginosa aumentou sua importância, chegando, em 2018, ao patamar de 65% de toda a área colhida no estado (IBGE, 2018).

cultivar podem reduzir significativamente a quantidade produzida, podendo gerar grandes prejuízos econômicos aos produtores.

Uma das formas de estabilizar a renda dos produtores contra essas condições é o uso do seguro rural, um importante instrumento de política agrícola do país, pois garante proteção sobre fenômenos climáticos (HAZELL; POMAREDA e VALDÉS, 1986). No caso do Brasil, o uso do seguro rural é incentivado pelo Governo Federal por meio Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural (PSR), que arca com uma parcela dos custos de aquisição do seguro (BRASIL, 2019b).

Quando analisado o uso desse no Brasil, a área assegurada de soja aumentou nos últimos dez anos, mostrando que os produtores estão se familiarizando com o uso da ferramenta de risco na *commodity* (BRASIL, 2019a). Porém, quando avaliada a área de soja assegurada no estado de Mato Grosso, a realidade se difere do resto do país, pois, em média, a percentagem da área assegurada nessa região representa apenas 10% da área total assegurada nacional, demonstrando que o uso do instrumento de gestão de risco não é muito utilizado como nos estados do Paraná e Mato Grosso do Sul (BRASIL, 2019a). Um exemplo do baixo uso do seguro agrícola na região é que, na safra 2018/2019, apenas 187,3 hectares foram assegurados pelo evento seca e nenhum pelo evento chuva excessiva (BRASIL, 2019c).

Dentre algumas hipóteses do baixo uso do seguro agrícola no estado estão: o tamanho da propriedade rural, que em sua maioria é latifundiária e geraria um seguro agrícola custoso; A escassez de produtos financeiros disponíveis aos agricultores; O nível de aversão ao risco dos produtores (sendo esses menos avessos ao risco) e, que, o foco dos produtores é voltado à garantia de preços e não necessariamente garantia de produção.

Diante disso, a ausência do uso do seguro agrícola, mesmo com intervenção governamental, mostra que se faz necessário outros modelos para assegurar o rendimento da *commodity* na região citada, soluções essas mais específicas e de menor custo ao contratante.

Uma alternativa ao seguro rural — ainda não utilizada no país — são os derivativos climáticos, que segundo Richards, Manfredo e Sanders (2004) são títulos que prometem pagamentos baseados em intempéries climáticas, como temperaturas extremas, excesso (ou ausência) de chuvas e nevascas.

Segundo Jewson e Brix (2005), os derivativos climáticos não têm por objetivo assegurar catástrofes climáticas, como tornados, ciclones, queimadas ou outras perdas de grande escala. Para os autores, esse tipo de ocorrido deve ser assegurado pelo seguro agrícola, visto que os derivativos climáticos asseguram eventos não catastróficos, como apresentado por Richards, Manfredo e Sanders (2004), e são uma estratégia de gerenciamento de riscos a se

considerar na produção de soja em Mato Grosso, já que o uso do seguro agrícola é inferior ao esperado.

O derivativo é capaz de diminuir as consequências causadas pelos riscos climáticos e serve como ferramenta de gestão de renda do produtor, podendo também apresentar custo de uso menor que o do seguro agrícola², devido sua maior flexibilidade na hora da escolha das cláusulas asseguradas. Com isso, sua aplicabilidade na região tornaria esse uma opção de gerenciamento de riscos ao produtor de soja.

Diante disso, o presente trabalho tem como objetivo a proposição de um contrato climático para a produção de soja no estado de Mato Grosso, analisando duas variáveis climáticas que afetam o crescimento dos cultivares: a temperatura e a pluviosidade. Para tanto, utilizar-se-á dos conceitos de desenho de contratos e precificação de derivativos, evidenciando os prêmios a serem pagos na utilização do derivativo e como o nível de aversão do produtor ao risco pode modificar os preços desse método de garantia de renda³.

2.2. Revisão Bibliográfica

Richards, Manfredo e Sanders (2004) e Considine (2000) apresentam que para o bom funcionamento e liquidez dos contratos climáticos é necessário que alguns fatores sejam respeitados: o primeiro é o desenho específico dos índices climáticos a serem utilizados no contrato, pois ocorrem problemas de existência de mercados a prazo para esses índices; o segundo é que o modelo de precificação deve ser transparente e utilizar de forma correta os índices climáticos, já que não se pode utilizar os métodos de precificação dos derivativos agropecuários já conhecidos pois, segundo Richards, Manfredo e Sanders (2004), modelos de precificação de contratos climáticos que não contam com a preferência do consumidor em sua estrutura não são capazes de precificar o risco de forma precisa, como será apresentado no decorrer desse trabalho.

2.2.1. Características técnicas do contrato climático

Sobre as características técnicas do derivativo climático, Jewson e Brix (2005) relatam que essas são muito importantes para garantir a liquidação do contrato em seu vencimento.

² Segundo Chung (2011), o custo do derivativo climático pode ser compensatório quando o seguro agrícola não conta com subsídio governamental.

³ A análise, que utiliza o nível de aversão do agente demandante, se trata da metodologia proposta por Cao e Wei (2004), que adiciona a preferência dos agentes no processo de precificação do contrato.

Segundo os autores, as especificidades são: o período do contrato (em dias corridos); a estação meteorológica que será utilizada para medir a variável climática (estação base); a variável climática a ser analisada e seu índice de agregação; e a estrutura de precificação dos prêmios do contrato.

2.2.2. Período do Contrato e Variável Climática

Visto que o derivativo climático proposto tem foco na proteção de intempéries climáticas ocorridas na cultura da soja no estado de Mato Grosso, o período do contrato deve estar contido entre o período do início do plantio e início da colheita da oleaginosa. Segundo dados da CONAB (2019), o tempo de plantio da soja no estado ocorre entre o início do mês de setembro e o final do mês de dezembro. O período do contrato também deve levar em conta qual será a variável climática a ser mensurada, pois o produtor pode optar por um derivativo embasado na temperatura, buscando se proteger de temperaturas altas (ou baixas); por um contrato com base no nível de pluviosidade, se protegendo da escassez de chuva (ou excesso); ou mesmo um contrato que abranja as duas variáveis climáticas de forma simultânea. A seguir, a Figura 1 apresenta o calendário agrícola da região Centro-Oeste do país.

Figura 1. Calendário Agrícola da região Centro-Oeste do país.

Fonte: CONAB (2019), modificado.

2.2.3. Estação meteorológica base

No Brasil, existem duas grandes bases de dados climáticos, sendo a primeira disponibilizada pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), que contém 11 estações

meteorológicas no estado de Mato Grosso⁴, medindo variáveis de temperatura e pluviosidade, e a segunda disponibilizado pela Agência Nacional das Águas (ANA), medindo dados de pluviosidade. Por se tratar de dados com mais variáveis climáticas e maior série histórica, os fornecidos pelo INMET são os mais completos para se utilizar na formulação do índice climático necessário para a precificação do contrato.

Por haver falhas de medição das variáveis climáticas na série temporal apresentada pelo INMET, os dados ausentes de temperatura serão interpolados, utilizando a base de dados do *National Centers for Environmental Prediction (NCEP)*⁵ e do *National Center for Atmospheric Research (NCAR)*. Para os dados ausentes de pluviosidade⁶, será utilizada a base de dados *NASA POWER* para a interpolação⁷.

2.2.4. Índice de agregação das variáveis climáticas

O índice de agregação é uma das variáveis mais importantes entre os atributos do contrato, pois é a partir dele que o derivativo será precificado. Segundo Jewson e Brix (2005) e Considine (2000), a análise dos índices de graus-dia (temperatura) fora originado pela indústria de energia e está relacionada à demanda por aquecimento e resfriamento. Existem três tipos de índices: o *Cooling Degree Days (CDD)*, o *Heating Degree Days (HDD)* e o *Cumulative Amount of Temperature (CAT)*. Para Jones (2007), a análise de graus-dia ocorre a partir de uma temperatura base, e *HDD* e *CDD* são os índices climáticos que analisam, respectivamente, a necessidade de aquecimento e resfriamento a partir da temperatura base escolhida. O *Heating Degree Days (HDD)*, segundo Jewson e Brix (2005), é utilizado para:

Mensurar a demanda por aquecimento e é, portanto, uma medida de quão frio está (quanto mais frio, maior é o HDD). Existem inúmeras definições de HDD usadas no setor de energia, refletindo que o uso energético varia conforme a localidade (JEWSON; BRIX, 2005, p. 11, tradução nossa).

⁴ As onze estações são: Cáceres, Canamara, Cuiabá, Diamantino, Gleba Celeste, Matupá, Xavantina, Padre Ricardo Remetter, Poxoréo, Rondonópolis e São José do Rio Claro.

⁵ O modelo de interpolação empregado nos dados de temperatura se trata de uma regressão linear simples com a temperatura média da estação meteorológica como variável dependente e temperatura média obtida junto ao NCEP/NCAR como variável independente.

⁶ O modelo considerado para interpolação dos dados de pluviosidade foi o método de relação normal (Normal Ratio Method) apresentado por Silva, Dayawansa e Ratnasiri (2007).

⁷ Os dados meteorológicos disponíveis nas bases *NCEP/NCAR* e *NASA POWER* são obtidos através de satélite. É sabido que dados de temperatura e pluviosidade de satélites não são os mais precisos, devido suas limitações de análise da superfície do solo, porém, dado que todas estações acima citadas apresentam ausência de dados climáticos, o uso de informações de satélite se torna aplicável.

Um segundo índice de mensuração de demanda de temperatura é o *Cooling Degree Days* (*CDD*), que, segundo Jewson e Brix (2005), trata-se de índice:

Usado no verão para mensurar a demanda por energia utilizada para resfriamento, é, portanto, uma medida de quanto está quente (quanto mais quente, maior é o *CDD*). Embora os sistemas de aquecimento são movidos a gás ou eletricidade, os sistemas de resfriamento utilizam apenas eletricidade, por isso *CDD*'s são mais relevantes para o mercado de energia elétrica (JEWSON; BRIX, 2005, p. 13, tradução nossa).

Um terceiro índice, com maior uso na Europa, é o *Cumulative Amount of Temperature* (*CAT*), que segundo Hoornaert (2018) fora criado inicialmente para substituir o índice *CDD* em regiões onde as temperaturas raramente são abaixo de 18 graus célsius (°C), pois nessas regiões o *CDD* não obtém valores⁸.

Em seu trabalho sobre avaliação de impacto das mudanças climáticas no cultivo de milho em diversos estados dos Estados Unidos, Just e Ortiz-Bobea (2012) utilizam de dois indicadores semelhantes ao *CDD/HDD*, sendo eles o *Growing Degree Days* (*GDD*) e *Damaging Degree Days* (*DDD*), onde o primeiro abrange o intervalo de temperatura que afeta de forma positiva o crescimento da planta, enquanto o segundo é atribuído com o intervalo de temperatura que afeta de forma negativa, causando danos ao crescimento da planta.

Uma discussão conveniente no desenvolvimento desses índices é a escolha da temperatura base, pois para as áreas de energia e construção civil geralmente essa é fixada em 65 graus fahrenheit (18 °C). Porém, diversos autores divergem sobre a temperatura base utilizada na mensuração dos índices *CDD*, *HDD* e *CAT* ser única. Para alguns autores (GOULART; LAMBERTS; FIRMINO, 1998; BAILES, 2020; PASA; BRAGHINI JUNIOR, 2014), a temperatura base não precisa ser unificada, a não ser que utilizada para comparar dois locais. Pasa e Braghini Junior (2014) discutem que temperatura base deve ser a necessária para que haja conforto da variável mensurada, e que varia de um lugar a outro. Um exemplo aplicado para a variação da temperatura base em função da cultura escolhida é que a temperatura em que a cultura da soja melhor se adapta é diferente da do trigo. Caso seja utilizada uma temperatura base em comum no contrato das diferentes culturas, o índice será calculado de forma errônea.

Essa discussão se faz necessária uma vez que não seria possível o desenvolvimento do presente trabalho utilizando a temperatura de 18 °C como base⁹, devido as altas temperaturas de Mato Grosso e a necessidade de calor ideal para germinação e emergência da soja ser muito acima dessa temperatura (FERNEDA et. al, 2016); tampouco poderia se utilizar o índice *CAT*,

⁸ O índice *CDD* não obteria valores nessa região, devido a generalização da temperatura base para o seu cálculo, que é de 65 graus fahrenheit (18 °C).

⁹ Assim como utilizado no setor energético e de construção civil.

pois não seria um índice preciso para precificação na região. Os índices *HDD*, *CDD* e *CAT* são apresentados respectivamente nas expressões (2.1), (2.2) e (2.3):

$$HDD = \sum_{t=1}^T \max(w_{base} - w_t, 0) \quad (2.1)$$

$$CDD = \sum_{t=1}^T \max(w_t - w_{base}, 0) \quad (2.2)$$

$$CAT = \sum_{t=1}^T (w_t) \quad (2.3)$$

em que w_t é a temperatura média diária e w_{base} é a temperatura base.

Com relação à pluviosidade, o índice é formulado a partir da quantidade acumulada do volume de chuva, e seu cálculo é semelhante ao índice *CAT*. Segundo Cabrera, Odening e Ritter (2013), o índice de pluviosidade é assim apresentado:

$$R_t = \sum_{t=1}^T (r_t) \quad (2.4)$$

em que r_t é a pluviosidade diária.

2.2.5. Precificação de derivativos climáticos

O modelo de precificação de derivativos climáticos não pode ser o mesmo que o utilizado pelo mercado de derivativos comuns, como o modelo *Black-Scholes* (*BS*), pois, segundo Richards, Manfredo e Sanders (2004), o derivativo climático não pode ser precificado utilizando modelos sem a preferência do agente, pois ele necessita refletir o preço de acordo com a disposição ao risco do contratante.

Buscando um modelo que abranja a preferência dos agentes, Cao e Wei (2004) apresentam seu método de precificação baseado em uma estrutura de equilíbrio, generalizando o modelo de Lucas (1978) e adicionando a temperatura como variável fundamental na economia¹⁰. O modelo tem por objetivo maximizar o valor presente da utilidade esperada do agente, e a precificação é formulada a partir da esperança do valor de recompensa ao expirar o contrato. O modelo apresenta um método que pode ser utilizado para qualquer maturidade do contrato, qualquer estação meteorológica base, e responde a uma pergunta muito importante:

¹⁰ Essa variável fora utilizada em forma de índices de agregação como *CDD* e *HDD*.

se é possível usar uma taxa livre de risco para precificar derivativos climáticos sem gerar precificação errônea¹¹ (CAO; WEI, 2004).

Em seu clássico artigo sobre precificação de derivativos climáticos, Richards, Manfredo e Sanders (2004) apresentam diversas metodologias que podem ser utilizadas para precificar um contrato climático. Os autores escolheram como foco principal a metodologia de equilíbrio, desenvolvida por Cao e Wei (2004) para precificar um contrato baseado na temperatura de Fresno (EUA). Os passos metodológicos dos autores propõem inicialmente o ajuste sazonal da variável temperatura utilizando regressões polinomiais, um modelo ARCH (1,1) para obter a volatilidade e para o processo estocástico da variável utiliza o movimento browniano de reversão à média (*mean-reversion Brownian motion*). Como resultados, os autores apontaram que os preços do derivativo (prêmio) reagem de forma inversa à aversão ao risco do agente.

Alaton, Djehiche e Stillberger (2002) apresentam métodos semelhantes aos de Cao e Wei (2004) e Richards, Manfredo e Sanders (2004) para o ajuste da sazonalidade da variável temperatura. Para estimativa do preço, os autores utilizam a metodologia de simulação de Monte Carlo, análise bastante utilizada e conhecida no mercado de derivativos. Como resultado, demonstram que quanto mais realístico a formulação do modelo de temperatura, mais sofisticado será o processo de simulação de dados utilizado para a precificação do derivativo.

Investigando sobre o uso de derivativos climáticos na produção de milho, Chung (2011) utiliza o mesmo modelo de Cao e Wei (2004), dentre outros métodos de precificação, assim como não se basta no uso de índices de temperatura, adicionando o de pluviosidade em sua pesquisa. Como resultados obtidos por meio do uso do índice de temperatura, o autor avaliou que o processo de precificação com o método de Monte Carlo gera valores mais baixos que o método *Burn Analysis*, indagando a superestimação do segundo método, resultado esse que é ratificado pelo trabalho de Lee e Craine (2012). Também se comparou o uso do contrato climático com o seguro agrícola convencional, evidenciando que seguro agrícola apenas é mais barato quando existe um grande subsídio governamental, caso contrário o derivativo traz menores custos ao contratante (CHUNG, 2011).

Sobre a aplicação de derivativos climáticos no Brasil, Lemos (2014) se fundamenta na mesma metodologia de precificação utilizada por Alaton, Djehiche e Stillberger (2002), e deixa o modelo em aberto para o uso em qualquer *commodity* do país, focando sua análise na estrutura estatística da interpolação e simulação dos índices climáticos.

¹¹ Esse questionamento confronta o modelo *Black-Scholes* e o modelo *Burn Rate*, que utilizam de uma taxa livre de risco para ser calculado. Para os autores, o uso dos modelos básicos gera precedência para precificação errônea.

Baseado no processo de precificação utilizando o índice de pluviosidade, Chung (2011) modela os dados diários de pluviosidade de forma diferente da utilizada para a temperatura, empregando modelos simultâneos, sendo eles a cadeia de Markov e a função de distribuição *gamma*. A mudança na modelagem de dados se faz necessária uma vez que existem alguns desafios teóricos na comparação da modelagem dos índices de temperatura e pluviosidade, pois a última se trata de uma variável binária e não pode ser modelada a partir do modelo browniano, como em Cao e Wei (2004) e Richards, Manfredo e Sanders (2004). Em adição, o processo não é tão suave quanto a temperatura, pois apresenta picos abruptos em sua formulação (CABRERA; ODENING; RITTER, 2013). Os resultados de Chung (2011) são próximos aos já apresentados pelo autor utilizando o índice de temperatura, ratificando que o *hedge* com o contrato climático é mais compensatório, em termos de custos, quando não existe subsídio governamental no uso do seguro agrícola.

Utilizando um modelo misto dos índices de temperatura e pluviosidade, Dzupire, Ngare e Odongo (2019) se embasam no conceito de mercados imperfeitos com indiferença de preços. Os autores constataram que esse modelo é melhor utilizado na agroindústria, onde existe necessidade do uso de *hedge* de temperatura e pluviosidade de forma simultânea.

Para o cenário brasileiro, Raucci. *et al* (2019) investigaram o uso de derivativos climáticos na produção de soja no estado do Rio Grande do Sul, utilizando o índice climático de pluviosidade e ponderando esse com as etapas de desenvolvimento da planta. Como resultado, os autores constataram que o uso desse derivativo, quando utilizado para gestão de risco, garante estabilidade de renda aos produtores.

2.3. Material e Métodos

A estrutura metodológica do presente trabalho trará duas vertentes. A primeira está ligada à formulação dos métodos de simulação dos dados e índices climáticos (temperatura e pluviosidade), pois os dois se diferem em sua modelagem, como apresentado por Richards, Manfredo e Sanders (2004) e Cabrera, Odening e Ritter (2013). A segunda vertente é o método de precificação do derivativo agrícola, utilizando como base o modelo de Cao e Wei (2004).

2.3.1. Modelagem dos dados de temperatura

Os dados de temperatura utilizados no presente trabalho foram obtidos a partir da base de dados do INMET. Foi selecionado o corte temporal de 1960 a 2018, e a estação meteorológica de referência será a estação de Diamantino¹². Devido à existência de falhas de medição da estação, o reparo utilizado será o método de interpolação com as informações da base de dados *NCEP/NCAR*, como apresentado anteriormente¹³.

Para o ajuste das flutuações sazonais e tendência dos dados, Alaton, Djehiche e Stillberger (2002) apresentam um modelo determinístico para a temperatura¹⁴, modelo esse que ganha ajustes de autorregressão no trabalho de Richards, Manfredo e Sanders (2004), formulando assim a média instantânea do modelo:

$$\alpha_w(w_t, t) = \gamma_0 + \gamma_1 \text{seno}(Wt) + \gamma_2 \text{cosseno}(Wt) + \gamma_3 t + \sum_{j=1}^p \rho_j w_{t-j} \quad (2.5)$$

em que w_t é a temperatura média em graus célsius; t é a variável tempo, mensurada em dias ($t = 1, 2, \dots, 365$); $W = 2\pi/365$ e p (número de *lags* da autorregressão) é escolhido segundo o critério de Schwarz¹⁵.

Richards, Manfredo e Sanders (2004) apresentam que a mudança da temperatura média de t para $t + 1$ não é completamente aleatória, mostrando assim que o processo de temperatura é estocástico e assume a forma de um processo browniano (*Brownian motion process*):

$$dw_t = \mu dt + \sigma dz \quad (2.6)$$

em que μ é a *drift rate* para cada unidade de tempo (dt); σ é o desvio padrão do processo e dz um processo de Weiner com média zero e variância dt .

Cao e Wei (2004) adicionam que a temperatura também apresenta tendência de volatilidade, sendo mais volátil no inverno do que no verão — estação em que as mudanças de temperatura são rápidas. Já Chung (2011) apresenta que o processo de temperatura é volátil no curto prazo, mas que qualquer tendência irregular longe da média não seria sustentada no longo

¹² A estação de Diamantino foi a escolhida devido a importância da cidade na produção de soja no estado de Mato Grosso.

¹³ O modelo de interpolação utilizado se trata de uma regressão linear simples, sendo a temperatura média da estação de Diamantino a variável dependente e a temperatura média obtida junto ao *NCEP/NCAR* a variável independente.

¹⁴ Tentou-se utilizar esse modelo mais geral para ajustar os dados de Diamantino, mas o resultado é muito “linear” e fora da realidade da temperatura média de Mato Grosso, por isso, optou-se pelo modelo de Richards, Manfredo e Sanders (2004).

¹⁵ Conhecido também por BIC, SIC, SBC ou SBIC (SCHWARZ, 1978).

prazo, adicionando-se assim à expressão (2.6) a variável de reversão à média. Diante dessas considerações, agrupando as expressões (2.5) e (2.6) e inserindo a reversão à média, obtém-se a expressão:

$$dw_t = k(\alpha_w(w_t, t) - w_t)dt + \sigma dz \quad (2.7)$$

em que k é a taxa média de reversão (*rate of mean reversion*)¹⁶ e α_w é a média instantânea do processo descrita em (2.5).

Como última adição ao modelo, Chung (2011) discute a necessidade da análise de saltos discretos (*discrete jumps*) que ocorrem ao longo da série. O autor assume saltos de acordo com o processo de Poisson (q), com taxa média (ou número de saltos ocorridos em função do tempo) λ e um choque aleatório (ou tamanho do choque – *jump size*) φ . O choque aleatório tem distribuição $\ln(\varphi) \sim N(\theta, \delta^2)$, em que θ é a média do salto e δ^2 sua variância. O processo Poisson (q) é distribuído como:

$$dq = \begin{bmatrix} 0 \text{ com probabilidade de } 1 - \lambda dt \\ 1 \text{ com probabilidade de } \lambda dt \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Combinando as expressões (2.7) e (2.8), a equação diferencial estocástica utilizada para o processo de temperatura, acomodando a reversão à média (*mean reversion*) e o salto discreto (*jump diffusion*), pode ser expressa por:

$$dw_t = (k(\alpha_w(w_t, t) - w_t) - \lambda\theta)dt + \sigma dz + \varphi dq \quad (2.9)$$

Os parâmetros $(k, \sigma, \lambda, \theta, \delta)$ do processo (2.9) são estimados por máxima verossimilhança. A função log-verossimilhança é assim expressa:

$$\begin{aligned} L(w|\beta) &= -T\lambda - \frac{T}{2}\ln(2\pi) \\ &+ \sum_{t=1}^T \ln \left[\sum_{n=0}^N \frac{\lambda^n}{n!} \frac{1}{\sqrt{\sigma^2 + \delta^2 n}} \exp\left(-\frac{(dw_t(k(\alpha_w(w_t, t) - w_t) - \lambda\theta))^2}{2(\sigma^2 + \delta^2 n)}\right) \right] \end{aligned} \quad (2.10)$$

em que T é o total de observações da série temporal e N é o número de saltos (*jumps*) suficientes para incluir todos potenciais *jumps* nos dados observados¹⁷.

¹⁶ Se k for igual a 1, a temperatura diária é forçada à média instantânea; se for igual a zero, então qualquer tendência irregular volta à média de longo prazo e se transforma em um processo de Wiener.

¹⁷ A derivação completa da função de máxima verossimilhança pode ser encontrada em Chung (2011).

2.3.2. Modelagem dos dados de pluviosidade

Os dados de pluviosidade foram também obtidos junto ao INMET, e a estação base dos dados é a mesma utilizada para a modelagem da temperatura, modificando apenas o corte temporal abrangido, que compreende os anos de 1970 a 2018. A estação meteorológica de Diamantino contém falhas de mediação de pluviosidade, e essas foram interpoladas com base nos dados da *NASA POWER*. O modelo utilizado para interpolação é o Método de Relação Normal (*Normal Ratio Method*) apresentado por Silva, Dayawansa e Ratnasiri (2007):

$$r_x = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[\frac{N_x}{N_i} \right] r_i \quad (2.11)$$

em que r_x é a pluviosidade ausente da estação base; N_x é a precipitação anual da estação base; N_i é a precipitação anual da estação próxima; r_i é a pluviosidade da estação próxima; e m é a quantidade de estações próximas utilizadas¹⁸.

O modelo de simulações de dados pluviométricos é diferente do apresentado para a temperatura (2.10). A simulação dos dados de pluviosidade segue dois passos, sendo o primeiro o processo de ocorrência e o segundo o de quantificação da pluviosidade.

Segundo Cabrera, Odening e Ritter (2013), o processo de ocorrência diário de chuva pode ser modelado por uma variável binária, apresentada como:

$$X_t = \begin{cases} 0 & \text{se o dia } t \text{ está seco,} \\ 1 & \text{se no dia } t \text{ choveu.} \end{cases} \quad (2.12)$$

Para os autores, X_t segue um processo de Markov de primeira ordem e dois estados, implicando que a probabilidade de chuva depende da situação do dia anterior. O processo pode ser descrito seguindo a probabilidade de transição que capta a probabilidade de chuva no dia t baseado no clima de $t - 1$:

$$\begin{aligned} p_t^{01} &= \Pr\{X_t = 1 | X_{t-1} = 0\}, \\ p_t^{11} &= \Pr\{X_t = 1 | X_{t-1} = 1\}. \end{aligned} \quad (2.13)$$

em que p_t^{01} é a probabilidade de transição de chover no dia t , sabido que o tempo estava seco no dia $t - 1$, e p_t^{11} a probabilidade de transição de chover no dia t , sabido que choveu no dia $t - 1$.

As probabilidades de transição são modeladas diariamente, e os dados anuais são repetidos ($p_t^{01} = p_{t+365}^{01}$) conforme apresentado por Cabrera, Odening e Ritter (2013). Para

¹⁸ Os dados de pluviosidade da *NASA POWER* foram utilizados como *proxy* da estação próxima do modelo.

finalizar o processo de ocorrência, utilizar-se-á uma simulação recursiva dos valores das probabilidades de transição a partir de uma variável aleatória que apresenta distribuição uniforme ($u_{1,t} \sim U(0,1)$).

$$X_t^{sim} = \begin{cases} 1 & \text{se } u_{1,t} \leq p_t^{X1}, \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (2.14)$$

em que p_t^{X1} é uma representação para p_t^{01} e p_t^{11} , e o mesmo é escolhido conforme a ocorrência do dia anterior, ou seja, escolhe-se usar p_t^{01} ou p_t^{11} na expressão (2.14) baseado no X_{t-1} .

Por fim, pode-se concluir o processo de ocorrência com a fórmula geral de ocorrência de chuva (pluviosidade):

$$R_t = r_t X_t^{sim} \quad (2.15)$$

em que R_t é o montante de chuva no tempo t .

O processo de quantificação de pluviosidade é uma parte da modelagem que pode ser realizada utilizando diversas distribuições de probabilidade. Wilks e Wilby (1999) e Cabrera, Odening e Ritter (2013) utilizam uma modificação da distribuição *gamma*; Geng, Penning de Vries e Supit (1986), Chung (2011) e Dzupire, Ngare e Odongo (2019) empregam a distribuição *gamma* original; e Roldán e Woolhiser (1982) a distribuição binomial negativa e a distribuição geométrica truncada. A adotada no presente trabalho será a função *gamma*¹⁹, cuja função densidade de probabilidade (FDP) é apresentada por:

$$f(R_t | X_t^{sim} = 1) = \frac{R_t^{\alpha-1} \exp(-\frac{R_t}{\beta})}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)}, R_t, \alpha, \beta > 0 \quad (2.16)$$

em que α e β são os parâmetros da distribuição e $\Gamma(\alpha)$ é a função *gamma* de α .

Enfim, para estimar os parâmetros acima citados, utiliza-se a função de máxima verossimilhança²⁰. A forma fechada (*closed form*) é apresentado por Greenwood e Durand (1960) e Geng, Penning de Vries e Supit (1986):

$$\hat{\alpha} = (0,5000876 + 0,16488552\Theta - 0,0544274\Theta^2)/\Theta \quad (2.16)$$

$$\hat{\beta} = R_a / \hat{\alpha} \quad (2.17)$$

em que $\Theta = \ln(R_a / R_g)$, sendo R_a e R_g a média aritmética e média geométrica da série de pluviosidade, respectivamente.

¹⁹ A função *gamma* foi escolhida devido à proximidade da densidade dos dados de pluviosidade a essa função.

²⁰ A derivação completa da função de máxima verossimilhança não foi apresentada para enxugar a metodologia.

2.3.3. Método de Precificação

Uma conceituada análise de precificação de ativos, baseada em trocas na economia, fora apresentada por Lucas (1978), utilizando uma economia teórica em que existem agentes idênticos e seus respectivos dividendos ao longo do tempo. Cao e Wei (2004) se embasam na teoria de equilíbrio de preços de Lucas (1978) para desenvolver um método de precificação para os derivativos climáticos a diversos estados dos Estados Unidos. O modelo estendido utiliza índices climáticos (*HDD* e *CDD*) e dividendo dos estados para mensurar o preço do derivativo²¹. No caso do presente trabalho, o índice utilizado para a precificação será o *CDD*, visto que o plantio da soja ocorre entre os meses de setembro e dezembro.

A condição de equilíbrio, segundo Cao e Wei (2004), implica que o total de consumo é igual ao dividendo agregado, e no período t o preço reivindicado é igual ao *payoff* (q_T) no tempo futuro T , denotado por $X(t, T)$.

$$X(t, T) = \frac{1}{U_c(\delta_t, t)} E_t(U_c(\delta_T, T)q_T), \quad \forall t \in (0, T) \quad (2.19)$$

em que $U_c(\delta_t, T)$ é a primeira derivada da função utilidade $c_T: U(c_T, T)$ no T -ésimo período.

O agente representativo dessa economia tem preferência de risco caracterizada pelo nível constate aversão ao risco.

$$U(c_t, t) = e^{-\rho t} \frac{c_t^{\gamma+1}}{\gamma+1} \quad (2.20)$$

em que ρ é a taxa de preferência ($\rho > 0$), γ é o risco ($\gamma \in (0, \infty)$) e c_t o consumo ($c_T: U(c_T, T)$).

Sobre a modelagem do dividendo agregado, Cao e Wei (2004) e Richards, Manfredo e Sanders (2004) divergem em suas metodologias, pois os primeiros apresentam que o dividendo agregado segue um processo estocástico, e por isso sugerem um modelo de reversão à média (*mean reversion*), utilizando um processo de Markov, enquanto os demais sugerem que o dividendo segue um processo de autorregressão, em que o dividendo agregado no tempo t é função do dividendo agregado em $t - 1$. O processo escolhido para esta análise fora o utilizado por Richards, Manfredo e Sanders (2004), e os dados de despesa anual das famílias do país, obtidos junto ao Instituto Nacional de Geografia e Estatística (IBGE, 2016), foram escolhidos para ser a *proxy* do dividendo agregado do estado de Mato Grosso²².

²¹ O modelo apresentado assume a forma resumida. Todas as passagens podem ser consultadas em Cao e Wei (2004).

²² A escolha da despesa das famílias do país como *proxy* ao dividendo agregado do estado de Mato Grosso se deu devido à ausência desses dados para o estado, tendo em vista a série histórica utilizada.

Isto posto, o modelo do dividendo é assim apresentado:

$$\delta_t = \alpha_1 \delta_{t-1} + \phi_0 \epsilon_t + \phi_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \phi_k \epsilon_{t-k} + \xi_t \quad (2.21)$$

em que δ_t é o dividendo agregado em t , $\epsilon_t = w_t - \alpha_w(w_t, t)$ e ξ_t é um erro normal iid²³.

Considerando o *HDD/CDD* como acumulação dos dados de temperatura entre o tempo T_1 e T_2 , e aplicando a função geral apresentada em (2.19) na função de utilidade (2.20), o valor do contrato climático baseado no índice climático no tempo t pode ser expresso por:

$$\begin{aligned} f_{CDD}(t, T_1, T_2, K) &= E_t \left(\frac{U_c(\delta_{T_2}, T_2)}{U_c(\delta_t, t)} [CDD(T_1, T_2) - K] \right) \\ &= e^{-\rho(T_2-t)} E_t \left(\frac{\delta_{T_2}^\gamma}{\delta_t^\gamma} [CDD(T_1, T_2) - K] \right) \end{aligned} \quad (2.22)$$

em que T_1 é o período inicial do contrato, T_2 o período final e K é o valor de *strike* do contrato.

As opções de *put* e *call* do modelo são as seguintes²⁴:

$$Call_{CDD}(t, T_1, T_2, X) = e^{-\rho(T_2-t)} \delta_t^{-\gamma} E_t(\delta_{T_2}^\gamma \max(CDD(T_1, T_2) - K, 0)) \quad (2.23)$$

$$Put_{CDD}(t, T_1, T_2, X) = e^{-\rho(T_2-t)} \delta_t^{-\gamma} E_t(\delta_{T_2}^\gamma \max(K - CDD(T_1, T_2), 0)) \quad (2.24)$$

Outros métodos de precificação serão apresentados a fim de base de comparação — como os mais conhecidos em derivativos agropecuários —, sendo esses o *Burn Analysis* e o método de simulação de Monte Carlo.

2.4. Resultados e Discussão

Nesta seção serão apresentados os resultados dos modelos utilizados, para que se possa discursar em torno da estrutura do contrato e dos diferentes modos de precificação, buscando responder se a proposição de um contrato climático para a cultura da soja no estado de Mato Grosso tem embasamento teórico e se faz uma alternativa efetiva de garantia de rendimentos dos produtores da região.

Sobre as estatísticas descritivas dos dados, a primeira variável a se destacar é a média instantânea (α_t), modelada para acomodar a sazonalidade, tendência e autorregressão dos dados de temperatura não tratados (w_t). A variável apresentou uma diminuição da variância, diminuição do valor máximo e aumento do valor mínimo, mostrando que houve uma acomodação dos dados e retirada de dados de temperatura extremos.

²³ Calculando o dividendo pela temperatura, $\epsilon_t = w_t - \alpha_w$. Para a pluviosidade $\epsilon_t = r_t - (R_t | X_t^{sim} = 1)$

²⁴ São apresentados a *put* e o *call* com relação ao índice *CDD*. Os índices *HDD* e R_t seguem o mesmo modelo.

Analisando o processo de pluviosidade, conforme os métodos (processo de Markov e quantificação) são aplicados, a média de pluviosidade diminui em comparação aos dados observados (r_t), mostrando que a simulação dos dados de pluviosidade apresenta menos dias de ocorrência de chuvas. Essa diminuição pode ser explicada pela transformação de dias, que o volume pluviométrico fora pequeno em dias que não choveu²⁵.

A seguir, a Tabela 1 fornece as estatísticas descritivas das variáveis, assim como testes básicos de normalidade, autocorrelação e raiz unitária dos dados²⁶.

Tabela 1. Estatísticas descritivas da estação meteorológica de Diamantino – Mato Grosso.

Estatística	w_t	α_t	r_t	R_t	$R_t X_t^{sim} = 1$
Tamanho da Amostra	21535	21535	17885	17885	17885
Média	26,47	26,47	5,09	2,86	2,87
Variância	4,81	2,52	147,53	88,19	84
Máximo	33,75	31,76	140	140	150,54
Mínimo	7,65	13,21	0	0	0
Skewness	-1,65	-1,52	3,83	5,13	5,08
Kurtosis	9,35	8,53	22,28	39,48	38,23
Jarque-Bera (JB)	46065**	35783**	320820**	957090**	1001900**
Augmented Dickey-Fuller (ADF)	-15,25*	-13,28*	-15,06*	-15,4*	-15,05*
Durbin-Watson (DW)	0,56**	0,54**	1,69**	1,75**	1,77**

Notas: (*) Rejeita a hipótese nula a 5% de significância; (**) Rejeita a hipótese nula a 1% de significância.

Fonte: Elaborado a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP e NASA POWER.

Sobre os parâmetros estimados da média instantânea do modelo (Tabela 2), existe uma diferença entre os resultados obtidos pela maioria dos trabalhos anteriormente apresentados em relação ao resultado obtido a partir dos dados de temperatura de Mato Grosso, pois, segundo Cao e Wei (2004), Richards, Manfredo e Sanders (2004) e Chung (2011), o número de *lags* ótimos utilizados para acomodar o processo da autorregressão nos dados de temperatura foram três, enquanto para os dados analisados a quantidade de *lags* que melhor se ajustara ao modelo

²⁵ A variável X_t deixa de ter valor 1 atribuído e passa a ter valor nulo.

²⁶ Os resultados dos testes de normalidade, autocorrelação e raiz unitária ratificam a necessidade de utilizar o método de modelagem estocástica para a variável temperatura e os modelos de ocorrência e quantificação no caso da pluviosidade.

foram dois. Isso mostra que a temperatura da estação base utilizada (Diamantino) no dia t é afetada pela temperatura dos dois dias anteriores²⁷.

Tabela 2. Estimativas do modelo de acomodação sazonal, tendência e autocorrelação para os dados de temperatura de Diamantino – Mato Grosso.

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão
γ_0	8,7286***	0,1448
γ_1	-0,1787***	0,0148
γ_2	0,2963***	0,0154
γ_3	0.0000***	0,0000
ρ_1	0,7015***	0,0068
ρ_2	-0,0343***	0,0068

Nota: (***) indica 0,1% de significância.

Fonte: Elaborado a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP.

Sobre a formulação da simulação dos dados de temperatura, a partir do processo estocástico (2.10), a estimativa da taxa de reversão à média (k) obteve o valor 0,271, apresentando que irregularidades na temperatura de Mato Grosso tendem a convergir para a temperatura média de longo prazo. Os valores de variância da parte contínua (σ^2) e variância do salto (δ^2) diferem dos apontados por Richards, Manfredo e Sanders (2004) e Chung (2011), pois os valores dos parâmetros apresentados pelos autores são maiores. Essa diferença pode ser explicada pelo fato de que as temperaturas norte-americanas apresentam maior variância ao longo do ano, visto que no inverno essas são mais voláteis nos Estados Unidos que no Brasil (CAO; WEI, 2004).

²⁷ A escolha do número de *lags* ótimos é embasada no critério de Schwarz.

Tabela 3. Estimativa dos parâmetros do processo de simulação da temperatura da estação de Diamantino – Mato Grosso.

MBRMJ ²⁸			
Parâmetro	Descrição	Estimativa	Erro Padrão
k	Taxa de reversão à média	0,271	0,005
σ^2	Variância da parte contínua	1,087	0,005
λ	Taxa do processo Poisson	1	0,007
θ	Média do salto (<i>mean jump</i>)	0	0,008
δ^2	Variância do salto (<i>variance jump</i>)	1,169	0,006

Fonte: Elaborado a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP.

Sobre o processo da formulação do dividendo agregado (Tabela 4), percebe-se que o dividendo no tempo t é explicado, em sua maioria, pelo dividendo em $t - 1$ (α_1), sendo que os resíduos de temperatura (ϵ_t) não apresentam estimativas significativas. No caso da pluviosidade, optou-se pelo uso de um método mais simples, omitindo as variáveis de resíduos de pluviosidade ϕ_0 , ϕ_1 e ϕ_2 , já que a simplificação do modelo se adequou melhor aos dados originais.

Tabela 4. Estimação do processo de dividendo agregado para o estado de Mato Grosso.

Parâmetro	Temperatura		Pluviosidade	
	Estimativa	Erro Padrão	Estimativa	Erro Padrão
α_1	1,0012***	0,0003	1,0010***	0,0003
ϕ_0	-0,0071	0,0263	-	-
ϕ_1	-0,0019	0,0268	-	-
ϕ_2	0,0168	0,2665	-	-

Nota: A variável dependente é o log da variável de despesa das famílias do país (em reais de 2018). O índice deflator fora o IGP-DI. As variáveis independentes são os resíduos da média anual de temperatura, e para a pluviosidade a soma anual dos resíduos de pluviosidade. (***) indica 0,1% de significância.

Fonte: Elaborado a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE e FGV.

Finalmente, as Tabelas 5 e 6 apresentam a precificação do derivativo climático baseado nas variáveis climáticas de temperatura e pluviosidade. O tipo de soja escolhido, cuja temperatura base fora utilizada na formulação do índice climático e na precificação do derivativo foi a soja TMG 132RR (transgênica), devido ao seu maior uso em Mato Grosso²⁹.

²⁸ Mean-reverting Brownian motion with lognormal jumps.

²⁹ Ferneda et al. (2016).

Tabela 5. Estimação do preço, em reais, do derivativo climático pelo índice de temperatura (*CDD*) em Diamantino – Mato Grosso.

		Preço do Derivativo Climático – TMG 132			
		<i>Call</i>		<i>Put</i>	
		Preço	Variação	Preço	Variação
Modelo	Aversão ao risco				
BR	-	\$4,44	-	\$4,44	-
MC	-	\$2,31	-	\$2,31	-
Equilíbrio					
γ_0	0,0	\$4,44	-	\$4,44	-
γ_1	1,0	\$4,34	-2,25%	\$4,33	-2,47%
γ_2	2,0	\$4,25	-4,27%	\$4,22	-4,95%
γ_3	5,0	\$4,00	-9,90%	\$3,92	-11,71%
γ_4	10,0	\$3,65	-17,79%	\$3,50	-21,17%
γ_5	20,0	\$3,12	-29,72%	\$2,89	-34,90%

Nota: a taxa livre de risco utilizada é de 6%; o valor de *strike* utilizado é a média de longo prazo do *CDD*; o período do contrato é de 40 dias (01/09 até 10/10); a temperatura base utilizada foi de 28,4 graus celsius³⁰; a variação de preço tem como base o nível de aversão ao risco nulo. BR é a precificação pelo método *Burn Analysis* e MC pelo método de simulação Monte Carlo; foram utilizadas vinte mil simulações no método de simulação de Monte Carlo. A variação é calculada com base no preço de aversão ao risco zero.

Fonte: Elaborado a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE e FGV.

Sobre a precificação do derivativo baseada no índice de temperatura, a tabela acima apresenta que, assim como relatado em Richards, Manfredo e Sanders (2004), quanto maior o nível de aversão ao risco do agente, menor será o preço do derivativo climático (prêmio do risco), resultado esse que responde, de forma positiva à teoria microeconômica de aversão ao risco. Essa diferença de preços, frente ao nível de aversão ao risco do agente, evidencia que, em caso de uso de métodos de precificação que utilizam a premissa de risco nulo (*Burn Analysis* e Monte Carlo), esses podem apresentar uma precificação imprecisa.

Uma outra análise a ser considerada é que, mesmo o modelo de equilíbrio sendo um modelo mais avançado por abranger a preferência ao risco dos agentes, quando a aversão ao risco do agente é nula (o agente é neutro ao risco), o modelo de *Burn Analysis* se torna um modelo viável, mesmo que simples. Porém, Chung (2011) destaca que o método de *Burn Analysis* tende a superestimar o valor do contrato quando comparado ao método de Monte

³⁰ Temperatura média de desenvolvimento da soja TMG 132, segundo Ferneda et al. (2016).

Carlo; sendo assim, caso a aversão ao risco do agente seja nula, o melhor método de precificação a se utilizar no contrato é o de simulação de Monte Carlo.

A precificação do derivativo baseada no índice de pluviosidade (Tabela 6) apresenta um resultado não esperado, pois o índice não gera resultados aplicáveis em razão dos diferentes níveis de aversão ao risco do agente — como o índice de temperatura —, gerando apenas valores aplicáveis para a análise de risco neutro (quando o nível de aversão é nulo). Tal resultado remete à ideia de que o modelo apresentado por Cao e Wei (2004) não é o melhor método de precificação para esse índice. Uma das hipóteses para esse resultado inesperado pode ser o fato de a pluviosidade ocorrer de forma binária (CABRERA; ODENING; RITTER, 2013) e não apresentar dados estocásticos como o da temperatura.

Uma vez que o modelo de equilíbrio baseado no índice de pluviosidade não é capaz de precificar o contrato, levando em conta o nível de aversão ao risco do agente, métodos mais simples como *Burn Analysis* e simulação de Monte Carlo se tornam mais efetivos, evidenciando, como acima citado, que o segundo acaba por ser um método mais preciso.

Tabela 6. Estimação do preço, em reais, do derivativo climático pelo índice de pluviosidade em Diamantino – Mato Grosso.

		Preço do Derivativo Climático – TMG 132	
		<i>Call</i>	<i>Put</i>
		Preço	Preço
Modelo	Aversão ao risco		
BR	-	\$40,59	\$40,59
MC	-	\$41,53	\$41,53
Equilíbrio			
γ_0	0,0	\$40,59	\$40,59

Nota: a taxa livre de risco utilizada é de 6%; o valor de *strike* utilizado é a média de longo prazo do somatório da pluviosidade; o período do contrato é de 120 dias (01/09 até 30/12); BR é a precificação pelo método *Burn Analysis* e MC pelo método de simulação Monte Carlo; foram utilizadas vinte mil simulações no método de simulação de Monte Carlo.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE e FGV.

2.5. Considerações Finais

A estabilidade de renda é uma necessidade para os produtores rurais, principalmente quando esses estão situados em um país como o Brasil, que é destaque pela sua produção

agrícola no cenário mundial. Muitas ferramentas de mitigação de riscos já estão disponíveis para o produtor brasileiro, porém diversos outros métodos estão sendo aplicados em outros países no mundo, sobretudo nos Estados Unidos e União Europeia, mostrando que as formas de proteção do produtor rural estão mudando e se diversificando.

Os resultados do presente trabalho evidenciam que o uso do derivativo climático não tende apenas a agregar no conceito de ferramentas de mitigação de risco no país, como também discutem que as metodologias utilizadas para precificação do contrato em outros países se adequam bem na agricultura brasileira.

Visto que a formulação do contrato agrícola e a estimação de seu preço são informações que podem ser obtidas de forma consistente para o estado de Mato Grosso, o derivativo passa a ser uma ferramenta que não apenas apresenta robustez, como também traz junto de si uma facilidade, burocraticamente falando, em comparação ao seguro agrícola. É importante salientar que o seguro agrícola não será afetado devido ao uso do derivativo, pois o último vem para agregar ao portfólio de ferramentas de gestão de risco agrícola.

Um dos grandes desafios da proposição de um derivativo climático é devido ao fato do Brasil apresentar diversos biomas em seu território e também um vaso leque de cultivares aqui produzidos. Por esse motivo, o presente trabalho se serviu de índices climáticos que pudessem abranger grandes problemas enfrentados pelo produtor rural, como ausência (ou excesso) de chuvas e temperaturas extremas (como altas temperaturas do Centro-Oeste ou as baixas temperaturas do sul do país, por exemplo). A partir disso, a exploração dos diferentes índices ameniza a problemática da heterogenia climática do Brasil, trazendo robustez na aplicação do derivativo em qualquer cultura do país, e não só na soja no estado de Mato Grosso, como aqui apresentado.

Um desafio que é enfrentado não apenas pelo derivativo climático, mas por todos os derivativos agropecuários já utilizados, é a ausência da volatilidade suficiente para a sua real aplicação. Porém, esse desafio se torna mais brando quando o desenho do contrato e suas metodologias de precificação e de pagamento de prêmios são bem delimitados e geram confiança aos agentes envolvidos em seu uso.

Uma limitação na formulação de um derivativo climático para o estado de Mato Grosso, e conseqüentemente para o Brasil, é a ausência de dados climáticos, pois as bases de dados existentes contêm falhas ou mesmo são advindas de estações meteorológicas com grande distância umas das outras, o que pode gerar um risco de base no uso do derivativo (risco esse não discutido no presente trabalho). Contudo, se o contrato começar a ser utilizado no país,

inicia-se um processo de demanda por dados confiáveis e sem falhas, diminuindo essa limitação.

Diante disso, entre desafios e limitações, o presente trabalho evidencia que o derivativo se mostra uma ferramenta eficiente a ser implementada no estado de Mato Grosso e no país, pois sua capacidade de gerar contratos confiáveis e metodologia robusta para a precificação e valoração de prêmios não apenas o torna competitivo em relação ao seguro agrícola, como é uma resposta à diversificação de instrumentos de gestão de risco agrícola que está ocorrendo no âmbito mundial.

Por fim, a formulação do desenho de contrato e de sua precificação para o estado de Mato Grosso, aqui apresentado, não apenas objetivou apresentar a viabilização de um novo derivativo, como também mostrar que são necessários métodos secundários para que se mitigue ao máximo os riscos do produtor rural, tornando a discussão sobre esse novo derivativo uma pauta importante para a agricultura brasileira.

Referências

- ALATON, P.; DJEHICHE, B.; STILLBERGER, D. On modelling and pricing weather derivatives. *Applied Mathematical Finance*, v. 9, n. 1, p. 1-20, 2002. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/13504860210132897>. Acesso em: 30 jul. 2019.
- BAILES, A. A. Choosing a base temperature for Degree Days. *Green Building Advisor*. Green Building Advisor. 2014. Disponível em: <https://www.greenbuildingadvisor.com/article/choosing-a-base-temperature-for-degree-days>. Acesso em: 5 jan. 2020.
- BRASIL. Ministério da Economia, Indústria, Comércio Exterior e Serviços (MDIC). Estatísticas de comércio exterior. Brasília, DF, 2019. Disponível em: <http://www.mdic.gov.br/comercio-exterior/estatisticas-de-comercio-exterior/>. Acesso em: 4 jan. 2020. Base de dados.
- _____. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural. Brasília, DF, 2019a.
- _____. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). Atlas do seguro rural. 2019b. Disponível em: <http://indicadores.agricultura.gov.br/atlasdoseguro/index.html>. Acesso em: 11 set. 2019. Base de dados.
- _____. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). Eventos climáticos adversos e seus impactos para as culturas de soja, milho e trigo no Brasil. Londrina, PR, 2019c.

_____. Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Dados Históricos. Brasília, DF. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=home2/index>. Acesso em: 25 jul. 2019.

CABRERA, B. L.; ODENING, M.; RITTER, M. Pricing rainfall derivatives at the CME. Sonderforschungsbereich 649: Ökonomisches Risiko Economic Risk, Berlin, 2013. DOI:10.18452/4445. Disponível em: <https://edoc.hu-berlin.de/handle/18452/87>. Acesso em: 19 set. 2019.

CAO, M.; WEI, J. Weather derivatives valuation and market price of weather risk. The Journal of Futures Markets, v. 24, n. 11, p. 1065-1089, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/fut.20122>. Acesso em: 02 ago. 2019.

CHUNG, W. Evaluation weather derivatives and crop insurance for farm production risk management in Southern Minnesota. 2011. 134 p. [Ph.D. thesis] – University of Minnesota, 2011.

CNA – Confederação da Agricultura e Pecuária do Brasil. Panorama do Agro. Brasília, DF, 2019. Disponível em: <https://www.cnabrazil.org.br/cna/panorama-do-agro>. Acesso em: 23 jul. 2019.

CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento. A produtividade da soja: análise e perspectivas. Compêndio de Estudos Conab, v. 10, 2017. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/institucional/publicacoes/compendio-de-estudos-da-conab>. Acesso em: 20 jul. 2019

_____. Calendário Agrícola 2019. Brasília, DF, 2019. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/institucional/publicacoes/outras-publicacoes/item/7694-calendario-agricola-plantio-e-colheita>. Acesso em: 30 ago. 2019.

CONSIDINE, G. Introduction to weather derivatives. CME Group, 2000. Disponível em: https://www.cmegroup.com/trading/weather/files/WEA_intro_to_weather_der.pdf. Acesso em: 20 jul. 2019.

DZUPIRE, N. C.; NGARE, P.; ODONGO, L. Pricing basket weather derivatives on rainfall and temperature process. Internacional Journal of Financial Studies. v. 7, n. 35, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/ijfs7030035>. Acesso em: 20 ago. 2019.

EMBRAPA. Soja em números (safra 2018/19). 2019. Disponível em: <https://www.embrapa.br/soja/cultivos/soja1/dados-economicos>. Acesso em: 11 set. 2019.

FERNEDA, B. G. et al. Graus-dia na estimativa das taxas de crescimento de quatro cultivares de soja em diferentes épocas de plantio. Nativa, v. 4, n. 3, 2016. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.14583/2318-7670.v04n03a01>. Acesso em: 21 jul. 2019.

FGV – Fundação Getúlio Vargas. Índice Geral de Preços – Disponibilidade Interna (IGP-DI). São Paulo. Base de dados.

GENG, S.; PENNING DE VRIES, F. W. T.; SUPIT, I. A simple method for generating daily rainfall data. *Agricultural and Forest Meteorology*, v. 36, n. 4, p. 363-376, 1986. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(86\)90014-6](https://doi.org/10.1016/0168-1923(86)90014-6). Acesso em: 11 nov. 2019.

GOULART, S. V. G.; LAMBERTS, R.; FIRMINO, S. Dados Climáticos para projeção e avaliação energética de edificações para 14 cidades brasileiras. 2. Ed. Florianópolis, 1998. 345 p.

GREENWOOD, A.; DURAND, D. Aids for fitting the gamma distribution by maximum likelihood. *Technometrics*, v. 2, n. 1, p. 55-65, 1960. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00401706.1960.10489880>. Acesso em: 11 nov. 2019.

HAZELL, P.; POMAREDA, C.; VALDÉS, A. *Crop Insurance for Agricultural Development: Issues and Experience*. London: The Johns Hopkins University Press, 1986.

HOORNAERT, A. Hedging weather risk using weather derivatives: overview & case study AB Inbev. 2018. [Master Thesis] – Ghent University, 2018.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Estatísticas do século XX*. Rio de Janeiro, 2003.

_____. *Sistema de Contas Nacionais Brasil – Ano de referência 2010*, 3. ed. Rio de Janeiro, 2016. 236 p.

_____. *Produção Agrícola Municipal*. Rio de Janeiro, 2018. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria.html>. Base de dados.

JEWSON, S.; BRIX, A. *Weather derivative valuation: the meteorological, statistical, financial and mathematical foundations*. 1. Ed, Cambridge University Press, 2005. 392 p.

JONES, T. L. Agricultural applications of weather derivatives. *International Business & Economics Research Journal*, v. 6, n. 6, 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.19030/iber.v6i6.3377>. Acesso em: 20 jul. 2019.

JUST, R. E.; ORTIZ-BOBEA, A. Modeling the structure of adaptation in climate change impact assessment. *American Journal of Agricultural Economics*, v. 95, n. 2, p. 244-251, 2012.

LEE, J.; CRAINE, R. Temperature modeling and weather derivative pricing. *American Journal of Scientific Research*, n. 77, p. 93-109, 2012.

LEMOES, G. B. Precificação de derivativos climáticos no Brasil: uma abordagem estatística alternativa e construção de um algoritmo em R. 2014. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agrônômica) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”,

- Universidade de São Paulo. Piracicaba, 2014. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/11/11134/tde-07042014-172230/pt-br.php>. Acesso em: 30 jul. 2019.
- LUCAS, R. E. Assets prices in an exchange economy. *Econometrica*, v. 46, n. 6, p. 1429-1445, 1978.
- NASA POWER. Dados Históricos. Disponível em: <https://power.larc.nasa.gov/>. Acesso em: 20 ago. 2019.
- NOAA-ESRL- Physical Sciences Division. NCEP/NCAR Reanalysis. Disponível em: <https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.ncep.reanalysis.html>. Acesso em: 25 jul. 2019. Base de dados.
- PASA, C. C. M. U; BRAGHINI JUNIOR, A. Aplicação do Método Graus-dia para avaliação do desempenho de edificações unifamiliares. *In: XXX Encontro de Engenharia de Produção*, São Carlos, 2010.
- RAUCCI, G. L. et al. Development of weather derivatives: evidence from the brazilian soybean market. *Italian Review of Agricultural Economics*, v. 74, n. 2, p. 17-28, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.13128/rea-10850>.
- RICHARDS, T. J., MANFREDO, M. R., SANDERS, D. R. Pricing weather derivatives. *American Journal of Agricultural Economics*, v. 86, n. 4, p. 1005-1017, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.0002-9092.2004.00649.x>. Acesso em: 31 set. 2019
- ROLDÁN, J.; WOOLHISER, D. A. Stochastic daily precipitation models: a comparison of occurrence processes. *Water Resources Research*, v. 18, n. 5, p. 1451-1459, 1982. Disponível em: <https://doi.org/10.1029/WR018i005p01451>. Acesso em: 21 set. 2019.
- SCHWARZ, G. Estimating the dimensions of a model. *The Annals of Statistics*, v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.
- SEDIYAMA, T.; SILVA, F.; BORÉM, A. Soja: do plantio à colheita. Viçosa: UFV, 2015. 333 p.
- SILVA, R. P.; DAYAWANSA, N. D. K.; RATNASIRI, M. D. A comparison of methods used in estimating missing rainfall data. *The Journal of Agricultural Sciences*, v. 3, n. 2, p. 101-108, 2007. Disponível em: <http://doi.org/10.4038/jas.v3i2.8107>. Acesso em: 21 set. 2019.
- WILKS, D. S.; WILBY, R. L. The weather generation game: a review of stochastic weather models. *Progress in Physical Geography*, v. 23, n. 3, p. 323-357, 1999. Disponível em: <https://doi.org/10.1177%2F030913339902300302>. Acesso em: 21 set. 2019.

3. EFICIÊNCIA DO DERIVATIVO CLIMÁTICO COMO INSTRUMENTO DE GESTÃO DE RISCO NA CULTURA DA SOJA NA REGIÃO DE MATO GROSSO/MT – BRASIL

Resumo

O Brasil é um importante *player* mundial na produção da soja, e sabido que a agricultura se trata de uma atividade de alto risco, é esperado a busca de mitigação desse por parte do produtor rural. Entre as ferramentas de gestão de risco estão os derivativos climáticos, criados para proteger o produtor das variações climáticas extremas. O presente trabalho investiga a efetividade do uso desse derivativo na produção de soja no estado de Mato Grosso, discursando sobre a possível migração dessa ferramenta para o país. As métricas de efetividade aplicadas foram a do valor em risco (*value at risk*), equivalente certeza (*certainty equivalence*) e raiz quadrada da perda média (*mean root square loss*). Como resultados, observou-se que indiferente da métrica de efetividade escolhida, o derivativo climático se mostra efetivo para uso no cultivo de soja na região do Mato Grosso.

Palavras-Chave: Derivativo Climático, Efetividade do Hedge, Risco de Base, Gestão de Risco, Soja.

Abstract

Brazil is an important global player in the production of soybeans, and it is known that agriculture is a high-risk activity, it is expected for the rural producer to seek to mitigate this risk. Among the risk management tools are climate derivatives, created to protect the producer from extreme climatic variations. This paper investigates the efficiency of using this derivative in soybean production in the state of Mato Grosso, discussing the possible migration of this tool into the country. The applied effectiveness metrics is value at risk, certainty equivalence and mean root square loss. As results it was observed that indifferent of efficiency metrics, the weather derivative is effective for use in soybean fields in the Mato Grosso.

Keywords: Weather Derivative, Hedge Effectiveness, Basis Risk, Risk Management, Soy.

3.1. Introdução

A produção da soja no Brasil fez com que o país se tornasse um importante exportador da *commodity* nos últimos anos, alcançando o segundo lugar na produção agregada da leguminosa, atrás apenas dos Estados Unidos. Levando em conta a safra 2018/2019, o país contribuiu com mais de 30% da soja produzida no mundo e conta com uma das maiores produtividades, atingindo a marca de aproximadamente 3.500 quilos por hectare na safra acima

apresentada, produtividade essa que ultrapassa em mais de 20% a observada nos Estados Unidos (EMBRAPA, 2019).

De toda soja produzida no país, cinco são os estados que, somados, são responsáveis por mais de 75% da produção, sendo eles: Mato Grosso, Rio Grande do Sul, Paraná, Goiás e Mato Grosso do Sul. Dentre os cinco *players* mais importantes na produção da *commodity*, o que merece destaque é o estado de Mato Grosso, que sozinho representa 30% da produção brasileira da soja e contém a maior produtividade da leguminosa em relação aos outros estados citados (CONAB, 2017; EMBRAPA, 2019).

Partindo da premissa que a agricultura é um setor em que o risco e incertezas são variáveis importantes, o produtor tende a buscar a estabilidade de sua renda, optando por soluções para mitigar o risco e diminuir sua incerteza. Segundo USDA (2019), existem cinco tipos de riscos aos quais o produtor rural é exposto: riscos de produção; riscos de preço; riscos de financiamento; riscos institucionais; e riscos de capital humano. Dando foco ao risco de produção, esse advém da incerteza do processo natural do cultivar e que algumas variáveis afetam esse nível de incerteza, entre elas o clima, desastres climáticos, pestes e outros fatores que comprometem tanto a produção quanto a qualidade da *commodity* produzida (USDA, 2019).

Uma opção utilizada como forma de amenizar perdas advindas do risco de produção é o seguro rural, importante instrumento de política agrícola. Para Ozaki (2008), o seguro é um dos mecanismos mais eficazes para transferir o risco para outros agentes econômicos, pois por meio dele o produtor pode remanejar uma despesa futura incerta, de valor elevado, por uma despesa antecipada e certa de valor relativamente menor (prêmio), tornando o seguro agrícola um importante instrumento para estabilização financeira dos produtores rurais.

O uso do seguro no cultivo da soja no país aumentou nos últimos dez anos (MAPA, 2019), impulsionado pelo incentivo governamental por meio do Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural (PSR), que tende a incentivar a demanda do produtor rural no uso do seguro, na medida em que reduz seu prêmio (OZAKI, 2010). Porém, quando analisado o uso dessa ferramenta para o estado de Mato Grosso, percebe-se que esse se encontra na onda inversa em relação ao restante do país, pois apenas 10% da área total da leguminosa no estado é assegurada, mostrando que o estado tem certa “neutralidade” à utilização dessa ferramenta na diminuição de seus riscos. Dentre as hipóteses sobre a “neutralidade” dos produtores estão: o tamanho da propriedade, que em sua maioria são latifundiárias e podem gerar um seguro agrícola de alto custo, a escassez de produtos financeiros disponíveis aos agricultores e que o foco dos produtores está voltado mais à garantia de preços que de produção. Na safra

2018/2019, apenas 187,3 hectares foram assegurados contra secas e nenhum assegurado contra chuva excessiva (BRASIL, 2019b).

Para Vedenov e Barnett (2004) e Woodard e Garcia (2008b), embora o seguro agrícola seja um instrumento eficaz na gestão de riscos rurais, sua aplicação e disponibilidade são afetadas pela assimetria de informação desse mercado. O seguro agrícola geralmente é contratado em áreas que sofrem perdas sistêmicas, gerando assim a seleção adversa e, caso haja sinistro, as seguradoras nem sempre tem informações necessárias para investigar se as perdas ocorridas foram advindas apenas dos eventos climáticos, dando espaço ao dano moral nesse mercado. Os dois problemas citados anteriormente resultam em altos custos de transação, os quais são repassados ao produtor pela seguradora, forçando subsídio governamental. Para Vedenov e Barnett (2004), essa assistência para financiar parte dos custos do produtor no uso do seguro agrícola pode gerar certa ineficiência econômica e apresentar alto custo social, visto que esse subsídio pode produzir um peso morto no mercado.

Woodard e Garcia (2008b) discutem que a baixa participação dos agentes no uso do seguro agrícola e a aversão das companhias de seguro à exposição do risco fazem com que outras formas de garantia de rendimento sejam discutidas como opção ao seguro. Uma ferramenta ligada a índices climáticos, que tem por objetivo a diminuição da incerteza do nível de renda do produtor, são os derivativos climáticos, sendo esses contratos que objetivam amenizar perdas advindas de intempéries climáticas.

Por se tratar de uma ferramenta não utilizada no país, poucos são os trabalhos brasileiros que abordam esse tema, não havendo assim informações e questionamentos sobre um possível uso do derivativo por parte dos produtores rurais. Porém, sabido a importância dessa ferramenta de gestão de risco no âmbito mundial, discursar sobre sua possível formulação e aplicação no Brasil é uma oportunidade de adicionar à agricultura brasileira um novo ferramental no que tange a garantia de renda do produtor agrícola.

Diante disso, o presente trabalho objetiva apresentar a efetividade do uso de derivativos climáticos no cultivo da soja na região de Mato Grosso, comparando os ganhos do produtor representativo que utiliza o derivativo com aquele que não o faz, a partir de métodos de mensuração de eficiência. Um segundo ponto a ser discutido será o método de diminuição de risco de base espacial, mediante investigação se esse é capaz de aumentar a efetividade do *hedge*³¹.

³¹ Esse método se trata da agregação espacial de estações meteorológicas, como apresentado por Woodard e Garcia (2008b).

3.2. Revisão Bibliográfica

3.2.1. Derivativos climáticos

Derivativos climáticos, de acordo com Richards, Manfredo e Sanders (2004), são títulos que prometem pagamentos baseados em intempéries climáticas, como temperaturas extremas, excesso (ou ausência) de chuvas e nevascas.

Manfredo e Richards (2005) comparam o derivativo climático com o seguro rural, mostrando que ao utilizar o seguro em caso de sinistro, o produtor deve provar que ocorreu a perda para reivindicar a indenização, enquanto no contrato climático o índice climático, aplicado para a formulação do preço e da indenização contratual, é mais fácil de ser observado por ambas as partes, evitando assim a necessidade de provas, pois a informação é simétrica para ambos os agentes envolvidos no contrato; e, que os seguros tendem cobrir danos infrequentes e de alta perda, enquanto o derivativo climático pode ser utilizado em danos ligados a qualquer cultura e qualquer frequência.

Segundo Spaulding et al. (2003), contratos ligados a um índice climático apresentam diversas vantagens com relação ao seguro, entre elas a ausência de risco moral e seleção adversa. O risco moral é mitigado pois a indenização do contrato não se dá pela produção ou rendimento do produtor, e sim por uma variável climática. Sendo assim, outras variáveis que afetam o rendimento não são asseguradas. Ademais, como o contrato apresenta informações transparentes, o erro de classificação de risco do produtor quase não existe, fazendo com que seja mitigada parte da seleção adversa. Segundo os autores, não apenas os produtores de maior risco utilizarão os contratos, mas também todos aqueles que querem diminuir seu risco.

Para Jewson e Brix (2005), é necessário que em um contrato climático seus atributos sejam claros, principalmente a estrutura do índice climático e o modelo de precificação escolhidos, para que não haja problemas em relação ao nível de informação nesse mercado.

Conforme Richards, Manfredo e Sanders (2004), apenas desenhar a estrutura do contrato climático e seu preço não são suficientes para a existência de liquidez nesse mercado. Os agentes envolvidos devem acreditar que o derivativo seja uma forma eficaz para que então exista uma negociação significativa dos contratos. Uma outra variável que deve-se considerar é a efetividade do *hedge*, que se trata da mensuração dos ganhos reais do produtor quando esse faz uso do derivativo.

Uma variável que pode afetar a efetividade do uso do derivativo em questão é o nível do risco de base (*basis risk*), sendo esse o risco associado à diferença entre o preço calculado

no derivativo e o preço *spot*. Em outras palavras, é o quanto o *hedge* não foi efetivo ou o quanto ele fora feito de modo imperfeito. No caso do derivativo, de acordo com Brix, Jewson e Ziehmman (2002), o pagamento depende de um índice climático e não da quantidade real de dinheiro perdido devido as intempéries climáticas. Caso esse índice não apresente de forma precisa o montante a ser pago em indenização, gerará um risco de base no processo do uso do derivativo³².

3.2.2. Relação entre o risco de base e a efetividade do derivativo climático

Para Manfredo e Richards (2005), o uso de derivativos climáticos enfrenta dois tipos de risco de base, estando o primeiro relacionado ao risco de base espacial, pois o índice climático é mensurado a partir de dados meteorológicos de uma estação base, que pode diferir da experiência climática observada na propriedade rural que utilizará o contrato. Nesse caso, a formulação do contrato estará desajustada devido ao risco de base. O segundo é relacionado à tecnologia, visto que a temperatura e o rendimento agrícola são geralmente não relacionados. Para os autores, a mitigação desses riscos gera um aumento da efetividade do *hedge* do derivativo climático.

Um terceiro risco de base é o relacionado ao produto. Rohrer (2004) apresenta que, assim como nos mercados de *commodities*, derivativos agrícolas oferecem risco de base de produto, pois na maioria dos casos existe um volume residual não ligado ao risco climático. Entre esses resíduos está a qualidade dos insumos usados no plantio, que pode gerar um produto de qualidade inferior fazendo com que o contrato não remunere de modo justo o produtor. Para os autores, uma forma de diminuição desse risco de base é que existam políticas de informações sobre a qualidade da *commodity*.

Com foco no risco de base espacial, Woodard e Garcia (2008a, 2008b) apresentam que um dos métodos de diminuição de tal risco é a agregação de dados de estações meteorológicas, mostrando em seus resultados que essa reverte na efetividade do *hedge* 30% melhor que quando o contrato usa apenas uma estação base de forma individual. Os autores evidenciam que uma vez que haja altos níveis de agregação espacial nos dados climáticos, esses podem trazer melhores resultados no que tange a efetividade do *hedge* do derivativo.

³² Para Brix, Jewson e Ziehmman (2002), o risco de base é menor quanto maior for a correlação entre as perdas e o clima.

Para Zapranis e Alexandridis (2013), um risco de base existente é o de previsão, devido ao risco climático ser singular, pois mesmo com as grandes evoluções tecnológicas na ciência meteorológica ainda existem problemas na precisão e consistência de previsão meteorológica. Sendo assim, os gestores de risco que utilizam o derivativo climático enfrentam diversas divergências na mensuração desses dados. Para os autores, uma forma de mitigar tal risco de base é a melhora das informações meteorológicas disponíveis, como o uso de satélites combinados com modelos matemáticos que permitam previsões mais precisas.

3.2.3. Efetividade do *hedge* no uso de derivativos climáticos

Richards, Manfredo e Sanders (2004) analisam a efetividade do *hedge* a partir da relação entre os índices de temperatura — *Cooling Degree Days (CDD)* e *Heating Degree Days (HDD)* — e variáveis de interesse de estabilidade de renda do produtor. Os autores empregam apenas uma base meteorológica para obtenção de dados climáticos em sua análise e como métodos de eficiência; formulam uma regressão linear múltipla utilizando a quantidade produzida da cultura de nectarina anual de Fresno (Califórnia) como variável dependente, e, como variáveis independentes, consideram o valor do índice *CDD* anual na expiração do contrato, seu quadrado e uma variável responsável por captar a tendência dos dados. Seus resultados demonstram que, sabido que a temperatura é uma variável que afeta a produção de nectarina, fazer o uso de métodos baseados em índices de temperatura gera uma ferramenta importante para gerenciamento de risco. Em adição, os autores expõem que uma boa estratégia ao produtor é que esse compre não apenas uma opção do contrato, mas as duas (*put* e *call*), aumentando assim a efetividade de seu uso.

Com foco na eficiência dos derivativos climáticos na produção de milho, soja e algodão, em quatro estados do Estados Unidos³³, Vedenov e Barnett (2004) utilizam uma estação meteorológica para obtenção de dados climáticos a fim de mensurar o índice climático e a precificação do derivativo. Para analisar sua eficiência, empregam os métodos de valor em risco (*value at risk*), equivalente certeza (*certainty equivalence*) e raiz quadrada da perda média (*mean root square loss*). Como resultado, os autores apresentam que os derivativos podem reduzir a exposição ao risco do produtor, independentemente da metodologia de mensuração de risco utilizada, porém deixam uma crítica com relação à comparação entre riscos e aos métodos de formação de índices climáticos, relatando que o desempenho dos derivativos

³³ Geórgia, Illinois, Iowa e Mississippi.

climáticos não estão, necessariamente, ligados ao desempenho da estimativa desses índices — ideia essa que contradiz o defendido por Cao e Wei (2004) e Richards, Manfredo e Sanders (2004), que trazem que o desempenho dos índices climáticos são a base da precificação do contrato e, portanto, auxiliam na diminuição do risco.

Woodard e Garcia (2008b) investigam a eficiência do contrato climático para a produção de milho em Illinois, Estados Unidos. Tal análise envolve o uso de diversas estações meteorológicas como fonte de dados climáticos, e como mensuração da eficiência do derivativo valem-se do método de raiz quadrada da perda média (*mean root square loss*), como apresentado em Vedenov e Barnett (2004). Os resultados obtidos pelos autores mostram que quando apenas utilizados dados climáticos de uma estação meteorológica, o contrato já apresenta potencial efetividade, porém essa aumenta quanto maior o nível de agregação das bases meteorológicas disponíveis.

Chung (2011) descreve diversos modelos de mensuração de efetividade no uso do contrato agrícola, principalmente os ligados ao risco, sendo eles a equivalência certeza (*certainty equivalence*), o prêmio de risco (*risk premium*), o *sharpe ratio* e o valor em risco (*value at risk*). Os resultados obtidos pelo autor são expressivos, o que evidencia que comparados a outros modos de mitigação de risco (seguro e planejamento de risco em grupo), o uso do derivativo climático — levando em conta 100% de cobertura das perdas — é mais vantajoso que outros métodos, e isso mostra que há efetividade em seu uso. Um único caso em que o uso do derivativo não se mostra viável é quando os outros modos de mitigação de risco são subsidiados pelo governo, pois esses passam a ter custos competitivos e se tornam mais efetivos devido aos menores custos.

No Brasil, Raucci et al. (2019) apresentam uma análise de viabilidade do contrato climático na produção de soja do estado do Rio Grande do Sul. A metodologia adotada se trata da comparação da receita de um produtor de soja que utiliza o contrato daquele que não o faz, baseada na métrica de raiz quadrada da perda média (*mean root square loss*), empregada por Vedenov e Barnett (2004). Como resultados, os autores demonstram que o uso do derivativo diminui a variabilidade da receita por hectare do produtor, gerando certo nível de estabilidade de rendimentos.

3.3. Metodologia

O presente trabalho segue os métodos utilizados por Vedenov e Barnett (2004) em seu artigo sobre eficiência do uso de contratos climáticos como instrumento de gestão de risco para o produtor agrícola, assim como métodos apresentados por Cao e Wei (2004) e Richards, Manfredo e Sanders (2004) em seus respectivos artigos sobre precificação de derivativos climáticos.

A primeira etapa a ser realizada é a estimação da produção de soja de um produtor representativo em três cidades do estado de Mato Grosso³⁴. Essa estimativa será feita a partir do método de Vedenov e Barnett (2004), que tem como premissa que o nível de produção de uma dada cultura é função dos acontecimentos climáticos (temperatura a pluviosidade) em sua região.

A segunda etapa é relacionada à precificação do derivativo climático, dividido em dois momentos: o primeiro é a formulação de um índice climático que será aplicado para precificar o derivativo, índice esse baseado na temperatura média observada nas estações meteorológicas situadas nas três cidades do estado de Mato Grosso — a formulação desse índice é necessária pois é ele que o demandante do contrato utiliza como métrica de proteção; o segundo momento é o processo de precificação do contrato, que se vale do modelo de equilíbrio, desenvolvido por Cao e Wei (2004) para formular o preço do derivativo a partir do índice climático acima citado e do dividendo agregado das três cidades analisadas³⁵.

A terceira etapa é a formulação de duas variáveis derivadas das estimadas nos passos acima citados. A primeira é a renda de um produtor que não utiliza o contrato climático em sua propriedade, já a segunda é a renda do produtor que o faz. A formulação dessa última variável se trata da renda do produtor sem o uso do derivativo climático, adicionado à indenização que receberá em caso de sinistro³⁶, diminuído o preço do contrato.

A quarta e última etapa é a utilização de métodos de efetividade de *hedge*, apresentados por Vedenov e Barnett (2004) e Woodard e Garcia (2008b) para comparar as duas variáveis acima formuladas, a fim de que assim se possa discursar sobre a real efetividade do uso do derivativo climático pelo produtor de soja do Mato Grosso.

³⁴ As três cidades são: Campo Novo do Parecis, Diamantino e Sorriso, e foram escolhidas devidos sua participação expressiva na produção de soja no estado de Mato Grosso.

³⁵ O dividendo agregado será formulado conforme os métodos apresentados por Richards, Manfredo e Sanders (2004).

³⁶ A formulação da indenização do contrato segue os métodos apresentados por Martin, Barnett e Coble (2001), Stoppa e Hess (2003) e Spaulding et al. (2003).

3.3.1. Estimação do nível de produção da soja

Partindo da premissa que a temperatura e a pluviosidade são variáveis climáticas que afetam diretamente o rendimento agrícola, Vedenov e Barnett (2004) desenvolveram um modelo que visa projetar o rendimento de *commodities* aplicando essas duas variáveis como fatores independentes. Para os autores, o modelo conceitual abrange dois efeitos: os climáticos (W) e todos os outros (ε) que impactam no rendimento, que podem ser ou não correlacionados. Assim, o modelo simples de termos não lineares é dado por:

$$Y_t = \beta + f(W_t) + \varepsilon_t, \quad (3.1)$$

em que Y_t se refere ao rendimento no tempo t , W_t é o vetor de variáveis climáticas, ε_t representa os efeitos de outras variáveis sobre o rendimento e $E[\varepsilon_t] = 0$.

Devido à presença de tendência temporal nos dados de rendimentos, os autores sugerem que seja feito um processo de acomodação de tendência dos dados utilizando um modelo log-linear:

$$\log(Y_t^{tr}) = \beta_0 + \beta_1(t - \text{ano base}), \quad t = 1994, 1986, \dots 2018, \quad (3.2)$$

em que Y_t^{tr} se refere ao rendimento no tempo t e o ano base se trata do último ano da série empregada, cujo no presente trabalho é o ano de 2018.

Em seguida, é utilizada a seguinte expressão:

$$Y_t^{det} = Y_t \frac{Y_t^{tr}}{Y_{ano\ base}^{tr}}. \quad (3.3)$$

em que Y_t^{det} se refere ao rendimento no tempo t subtraído a tendência temporal.

Vedenov e Barnett (2004) consideram apenas uma estação meteorológica para obtenção de dados de temperatura e pluviosidade em sua formulação dos efeitos climáticos, escolha essa criticada por Woodard e Garcia (2008b), que apresentam que o sistema operado pelos autores primeiro citados não considera outras estações meteorológicas, cujo seus dados de forma agregada podem diminuir o risco de base espacial, aumentando a efetividade do uso de contratos climáticos. Os autores reformulam a expressão (3.1) de forma a considerar outras estações meteorológicas:

$$Y_{t,k} = \beta_k + f_k(W_{t,k}) + \varepsilon_{t,k}, \quad (3.4)$$

em que t é o índice temporal, k é o índice de localização da estação, $W_{t,k}$ é o vetor das variáveis climáticas em função das diferentes estações, $\varepsilon_{t,k}$ representa os outros efeitos sobre o rendimento e $E[\varepsilon_{t,k}] = 0$.

Para Woodard e Garcia (2008b), uma forma de diminuir a exposição ao risco de base espacial é que o produtor não aplique apenas uma estação meteorológica na obtenção de dados

climáticos e apenas o seu próprio nível de produção no momento de decidir qual será seu *hedge*. Os autores apontam que como pode haver alto nível de correlação entre os dados climáticos em propriedades vizinhas, a agregação de estações meteorológicas próximas, assim como o nível de produção das fazendas adjuntas, faz com que o *hedge* seja feito de forma mais eficaz. A diminuição do risco de base espacial ocorre a partir da somatória das k estações utilizadas na expressão acima (3.4), assim formulada:

$$E \left[\sum_k Y_{t,k} \right] = \sum_k \beta_k + E \left[\sum_k f_k(W_{t,k}) \right] + E \left[\sum_k \varepsilon_{t,k} \right], \quad (3.5)$$

$$\begin{aligned} Var \left[\sum_k Y_{t,k} \right] &= Var \left[\sum_k f_k(W_{t,k}) \right] + Var \left[\sum_k \varepsilon_{t,k} \right] \\ &+ 2 Cov \left[\sum_k f_k(W_{t,k}), \sum_k \varepsilon_{t,k} \right]. \end{aligned} \quad (3.6)$$

Após a estimativa do nível de produção, outras variáveis anteriormente expostas devem ser mensuradas: o índice climático a ser considerado no processo de precificação do contrato; a modelagem de precificação do derivativo e de seus prêmios; a indenização que esse contrato pagará condicional ao índice climático escolhido³⁷; e as métricas da análise de efetividade na aplicação do contrato.

3.3.2. Modelo de simulação dos dados de temperatura

Para a modelagem do índice climático, é necessária a simulação de dados de temperatura. Sendo assim, Cao e Wei (2004) e Richards, Manfredo e Sanders (2004) apresentam um modelo de processo estocástico a partir do modelo Browniano com reversão à média e saltos discretos para essa simulação, representado por:

$$dw_t = (k(\alpha_w(w_t, t) - w_t) - \lambda\theta)dt + \sigma dz + \varphi dq, \quad (3.7)$$

em que w_t é a temperatura média em graus Celsius; k é a taxa média de reversão (*rate of mean reversion*); α_w é a média instantânea do modelo; λ é a taxa média do processo Poisson, θ é a média do salto discreto e δ^2 sua variância; σ é o desvio padrão do processo e dz um processo de Wiener com média zero e variância dt .

O processo Poisson (q) acima citado é assim distribuído:

³⁷ O índice escolhido no presente trabalho fora o *Cooling Degree Days (CDD)*, porém outros índices como o *Heating Degree Days (HDD)* e o *Cumulative Amount of Temperature (CAT)* podem ser utilizados. O índice *CDD* foi o selecionado uma vez que o plantio e colheita da soja ocorrem entre os meses de setembro a dezembro.

$$dq = \begin{bmatrix} 0 & \text{com probabilidade de } 1 - \lambda dt \\ 1 & \text{com probabilidade de } \lambda dt \end{bmatrix}, \quad (3.8)$$

A média instantânea do modelo (α_w) se trata da acomodação da sazonalidade, tendência e autorregressão da variável temperatura, apresentando a seguinte forma:

$$\alpha_w(w_t, t) = \gamma_0 + \gamma_1 \text{seno}(At) + \gamma_2 \text{cosseno}(At) + \gamma_3 t + \sum_{j=1}^p \rho_j w_{t-j}, \quad (3.9)$$

em que t é a variável tempo, mensurada em dias ($t = 1, 2, \dots, 365$); $A = 2\pi/365$ e ρ (número de *lags* da autorregressão) é escolhido segundo o critério de Schwarz³⁸.

Os parâmetros $(k, \sigma, \lambda, \theta, \delta)$ do processo (3.7) são estimados por máxima verossimilhança. A função log-verossimilhança é assim expressa:

$$\begin{aligned} L(w|\beta) &= -T\lambda - \frac{T}{2} \ln(2\pi) \\ &+ \sum_{t=1}^T \ln \left[\sum_{n=0}^N \frac{\lambda^n}{n!} \frac{1}{\sqrt{\sigma^2 + \delta^2 n}} \exp\left(-\frac{(dw_t(k(\alpha_w(w_t, t) - w_t) - \lambda\theta))^2}{2(\sigma^2 + \delta^2 n)}\right) \right]. \end{aligned} \quad (3.10)$$

em que T é o total de observações da série temporal e N é o número de pulos (*jumps*) suficientes para incluir todos potenciais *jumps* nos dados observados³⁹.

3.3.3. Formulação do índice climático

Após a simulação dos dados de temperatura, é formulado o índice climático a ser utilizado como métrica de proteção por parte do produtor. Tal índice, conforme Jewson e Brix (2005), se trata de uma métrica empregada para expressar o comportamento de uma variável climática em um dado corte temporal. Para os autores, entre os índices mais utilizados nos derivativos climáticos estão o índice de graus-dia, o índice médio de temperatura e índices cumulativos de temperatura média.

Entre os índices climáticos formulados a partir da variável temperatura está o *Cooling Degree Days (CDD)* — empregado no presente trabalho —, que de acordo com Jones (2007) consiste na análise de graus-dia a partir de uma temperatura base, expressando a necessidade de resfriamento de um dado local. Esse índice foi escolhido uma vez que o estado de Mato Grosso é conhecido por suas altas temperaturas.

³⁸ Conhecido também por BIC, SIC, SBC ou SBIC (SCHWARZ, 1978).

³⁹ A derivação completa da função de máxima verossimilhança pode ser obtida em Chung (2011).

Segundo Jewson e Brix (2005), o *CDD* diz respeito a um índice:

Usado no verão para mensurar a demanda por energia utilizada para resfriamento, é, portanto, uma medida de quanto está quente (quanto mais quente, maior é o *CDD*). Embora os sistemas de aquecimento são movidos a gás ou eletricidade, os sistemas de resfriamento utilizam apenas eletricidade, por isso *CDD*'s são mais relevantes para o mercado de energia elétrica (JEWSON; BRIX, 2005, p. 13, tradução nossa).

O índice *CDD* é assim expresso:

$$CDD = \sum_{t=1}^T \max(w_t - w_{base}, 0) \quad (3.11)$$

em que w_t é a temperatura média diária e w_{base} é a temperatura base⁴⁰.

3.3.4. Modelo de precificação do derivativo climático

Com relação ao método de precificação do derivativo climático baseado no índice climático de temperatura (*CDD*), o modelo a ser utilizado é o apresentado por Cao e Wei (2004), enfocado no equilíbrio formulado a partir da estrutura de trocas desenvolvida por Lucas (1978). Esse modelo faz uso da preferência do consumidor e de seu nível de aversão ao risco para gerar o valor do ativo, apresentando-se assim uma versão mais completa em relação aos outros modelos de precificação de derivativos agropecuários, como o *burn analysis* e a precificação por simulação de Monte Carlo⁴¹.

Para Richards, Manfredo e Sanders (2004), o equilíbrio de preços ocorre quando o consumo total de uma economia é igual ao seu dividendo agregado. O consumidor dessa economia, consoante a Cao e Wei (2004), tem preferência caracterizada pelo nível constante de aversão ao risco, e parte da premissa que esse maximiza o valor presente de sua utilidade esperada e que a precificação do derivativo deve ser formulada a partir da esperança do valor de recompensa ao expirar do contrato. Assim, a escolha de consumo é demonstrada por:

$$e^{-\nu t} E[U(c_t, t)] = e^{-\nu t} E \left[\frac{c^{1-\tau}}{(1-\tau)} \right], \quad (3.12)$$

em que c_t é o consumo do agente no tempo t ; ν é a taxa livre de riscos; τ é o parâmetro de aversão ao risco ($0 < \tau < \infty$); $U_c > 0$, $U_{cc} < 0$.

⁴⁰ A temperatura base a ser utilizada na formulação do índice climático é a temperatura média de desenvolvimento da soja TMG 132 (28,4 graus Celsius), de acordo com Fernald et al. (2016).

⁴¹ Para Manfredo e Sanders (2004), modelos de precificação de contratos climáticos que não contam com a preferência do consumidor em sua estrutura não são capazes de precificar o risco de forma precisa, aumentando assim o risco de base do derivativo.

Os autores discorrem que o dividendo agregado⁴² se trata de um processo autorregressivo, em que o dividendo no tempo t é função de $t - 1$, bem como a diferença entre a temperatura observada e a média instantânea do modelo, apresentado pela seguinte expressão:

$$\psi_t = \alpha_1 \psi_{t-1} + \phi_0 \epsilon_t + \phi_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \phi_k \epsilon_{t-k} + \xi_t, \quad (3.13)$$

em que ψ_t é o dividendo agregado no tempo t ; $\epsilon_t = w_t - \alpha_w(w_t, t)$; ξ_t é um erro normal iid.

Dada a expressão (3.13) e resolvendo a equação (3.12), necessita-se que o preço de qualquer reivindicação do ativo seja igual ao dividendo no vencimento. Em termos de equilíbrio, $\psi_t = c_t$ e o preço do derivativo climático na data t com vencimento T é dada por:

$$V(t, T, X) = E_t \left[e^{-\nu t} \left(\frac{U_\psi(\psi_T) X_T}{U_\psi(\psi_t)} \right) \right] = e^{-\nu t} \psi_t^{-\tau} E_t[\psi_T^\tau X_T]. \quad (3.14)$$

em que X_T pode ser escrito por $\max[CDD - K, 0]$ no caso de um *call* ou $\max[K - CDD, 0]$ no caso de um *put*. K é o valor de *strike* do derivativo.

3.3.5. Métricas de mensuração de eficiência

Como última etapa, serão mensuradas as métricas que apresentam a eficiência do uso do derivativo. Para Vedenov e Barnett (2004), a performance do contrato segue a premissa que esses são utilizados por um produtor que decide diminuir sua exposição ao risco. O desempenho de redução de risco com o uso do derivativo é feito de forma a comparar o rendimento do produtor que dispõe do contrato frente àquele que não faz seu uso. Para tanto, serão utilizadas três métricas, sendo essas a raiz quadrada da perda média (*mean root square loss – MRSL*), valor em risco (*value at risk – VaR*) e equivalente certeza das receitas (*certainty-equivalent revenues – CERs*). Essas serão analisadas de duas formas: a primeira com a separação das estações meteorológicas, e a segunda com dados climáticos de forma agregada, como apresentada por Woodard e Garcia (2008b) nas expressões (3.4) – (3.6).

O rendimento sem o uso do contrato pode ser calculado por:

$$Rev_t = pY_{t,k}^{det}, \quad t = 1, \dots, T, \quad k = 1, 2, 3, \quad (3.15)$$

Enquanto o rendimento com o uso do contrato é calculado por:

$$Rev'_t = pY_{t,k}^{det} + I(x, K, \Lambda) - V(t, T, X), \quad t = 1, \dots, T, \quad k = 1, 2, 3, \quad (3.16)$$

⁴² Os dados de despesa anual das famílias do país, obtidos junto ao IBGE, foram escolhidos como *proxy* para o dividendo agregado do estado de Mato Grosso, devido à ausência desses dados para o estado.

em que p é o preço da *commodity* empregada⁴³, I é a indenização do contrato⁴⁴ e V o preço do uso do contrato.

A variável de indenização (I) do índice de temperatura é formulada, segundo Martin, Barnett e Coble (2001), Stoppa e Hess (2003) e Spaulding et al. (2003), como:

$$I(x, K, \Lambda) = \left[\begin{array}{ll} 0 & \text{se } x \leq K \\ \frac{x - K}{K} & \text{se } x > K \end{array} \right] * \Lambda, \quad (3.17)$$

em que x é o valor do índice de temperatura (CDD), K é valor de *strike* e Λ se trata da máxima indenização do contrato possível.

O primeiro método (*mean root square loss*) se refere a uma análise de *hedge*, comparando a receita do agente que utiliza o contrato com aquele que não o utiliza. Após apresentação da formulação da indenização e das receitas, o método *mean root square loss* é ilustrado como:

$$MRS L_{sem} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [\max(p\bar{Y} - Rev_t, 0)]^2}, \quad (3.18)$$

$$MRS L_{com} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [\max(p\bar{Y} - Rev'_t, 0)]^2}. \quad (3.19)$$

em que $\bar{Y}$ é a média da variável de produção $Y_{t,k}^{det}$.

A segunda métrica diz respeito a uma mensuração de risco, sendo essa o *value at risk*, que, tal qual Manfredo e Leuthold (1999) e Vedenov e Barnett (2004), determina a probabilidade da perda de parte da receita a partir de um determinado nível de confiança estatística ($\alpha\%$)⁴⁵, como demonstrado abaixo:

$$\Pr\{Rev < VaR_\alpha\} = \alpha. \quad (3.20)$$

em que Rev é a simulação histórica dos rendimentos aplicando o método de Monte Carlo.

Finalmente, o último método de análise de efetividade é o de equivalente certeza dos rendimentos (*certainty-equivalent revenues*), que pode ser definido, segundo Babcock, Choi e Feinerman (1993), como a quantia mínima de valor recebido para que o indivíduo seja

⁴³ O preço da soja é o preço médio em dólares de abril de 2018 do contrato futuro de maio (CME Group).

⁴⁴ Essa variável pode assumir três valores diferentes: o primeiro caso é quando é utilizado apenas o contrato baseado no índice de temperatura; o segundo quando é utilizado apenas o contrato baseado no índice de pluviosidade; e o terceiro é quando os dois tipos de índices são utilizados. No caso do presente trabalho, o índice escolhido fora o de temperatura.

⁴⁵ O VaR será calculado utilizando os níveis de confiança 5%, 10% e 20%.

indiferente entre receber esse valor ou arriscar um retorno mais alto no futuro. A equivalente certeza dos rendimentos é calculada a partir de uma função de utilidade exponencial negativa:

$$u(Rev) = 1 - e^{(-\varphi Rev)}, \quad (3.21)$$

em que o parâmetro de risco (φ) é calibrado de forma separada para cada distribuição de rendimento correspondente a um dado prêmio de risco θ (BABCOCK; CHOI; FEINERMAN, 1993).

O valor esperado dos rendimentos $E[Rev]$ com e sem contrato são calculados usando a simulação histórica dos rendimentos a partir do método de Monte Carlo das expressões (3.15) e (3.16), e para um dado valor do prêmio de risco (θ), o parâmetro φ é computado numericamente a partir da igualdade entre a utilidade esperada do rendimento e a utilidade do rendimento garantido $(1 - \theta)E[Rev]$:

$$\begin{aligned} E(u(Rev)) &= E_{Rev}[1 - e^{(-\varphi Rev)}] = 1 - e^{(-\varphi(1-\theta)E[Rev])} \\ &= u((1 - \theta)E[Rev]). \end{aligned} \quad (3.22)$$

A partir de (3.21) e (3.22), a equivalente certeza dos rendimentos é dada por:

$$u(CER_{sem}) = E_{Rev}(u(Rev)) \quad e \quad u(CER_{com}) = E_{Rev}(u(Rev')). \quad (3.23)$$

3.4. Descrição dos Dados

O presente trabalho considera dois tipos de dados: dados climáticos (temperatura e pluviosidade) e dados de produção de soja por hectare. Esses foram obtidos conforme as localidades analisadas, sendo Campo Novo do Parecis, Diamantino e Sorriso as três cidades de maior produção de soja do estado de Mato Grosso.

A série histórica de produção de soja (Y) foi obtida junto ao Instituto Nacional de Geografia e Estatística (IBGE), contemplando o corte temporal de 1994 até o ano de 2018. Os dados climáticos (W)⁴⁶ foram obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), responsável pelas estações meteorológicas das cidades escolhidas, e conta com o corte temporal de 1994 a 2018. Devido à série temporal das estações meteorológicas apresentarem falhas de medição, os dados ausentes de temperatura foram interpolados a partir de dados climáticos da base de dados do *National Centers for Environmental Prediction (NCEP)* e o *National Center*

⁴⁶ Temperatura e pluviosidade.

for Atmospheric Research (NCAR)⁴⁷; para os de pluviosidade, o processo de interpolação⁴⁸ utilizou dados da base NASA POWER⁴⁹. A tabela 7 apresenta as estatísticas descritivas dos dados.

⁴⁷ O modelo de interpolação empregado nos dados de temperatura se trata de uma regressão linear simples com a temperatura média da estação meteorológica como variável dependente e temperatura média obtida junto ao NCEP/NCAR como variável independente.

⁴⁸ O modelo considerado para interpolação dos dados de pluviosidade foi o método de relação normal (*Normal Ratio Method*) apresentado por Silva, Dayawansa e Ratnasiri (2007).

⁴⁹ Os dados meteorológicos disponíveis nas bases NCEP/NCAR e NASA POWER foram obtidos por meio de satélite. Sabe-se que dados meteorológicos de satélites contêm muitas limitações, porém utilizar os de uma estação para completar os ausentes de outra poderia forçar um falso nível de correlação, gerando problemas no processo de estimativa dos resultados do presente trabalho, fazendo com que o uso de dados de satélite se tornasse viável.

Tabela 7. Estatísticas descritivas dos dados das cidades de Campo Novo do Parecis, Diamantino e Sorriso

Estatística	$w_{t,1}$	$w_{t,2}$	$w_{t,3}$	$r_{t,1}$	$r_{t,2}$	$r_{t,3}$	$Y_{t,1}$	$Y_{t,2}$	$Y_{t,3}$
Tamanho da Amostra	9125	9125	9125	9125	9125	9125	24	24	24
Média	26,63	25,07	25,21	5,38	4,50	4,63	2774	2932	2804
Variância	4,99	4,94	4,75	165,19	54,64	47,67	55239,94	87033,45	90263,5
Máximo	33,75	32,66	32,67	140	107,08	66,14	3287	3574	3310
Mínimo	7,65	15,53	13,37	0	0	0	2329	2447	2301
Skewness	-1,72	0,92	0,55	3,89	2,92	2,44	-0,16	0,28	0,17
Kurtosis	10,89	3,30	4,21	22,82	16,75	11,24	2,71	2,55	9,94
Jarque-Bera (JB)	28191**	1341**	1019**	172530**	84911**	34929**	0,19077	0,51	1,15
Augmented Dickey-Fuller (ADF)	-11,53**	-6,84**	-7,69**	-12,55**	-10,03**	-9,31**	-3,27	-3,38	-3,11
Durbin-Watson (DW)	0,63**	0,20**	0,37**	1,67**	1,13**	1,06**	2,04	1,83	1,32*

Notas: (*) Rejeita a hipótese nula a 5% de significância; (**) Rejeita a hipótese nula a 1% de significância; $w_{t,k}$ se refere a temperatura média em graus Célsius no tempo t da estação meteorológica k ; $r_{t,k}$ se refere a precipitação em milímetros no tempo t da estação meteorológica k ; $Y_{t,k}$ se refere a produção de soja em quilos por hectare no tempo t da estação meteorológica k ; $k = 1$ refere-se a cidade de Diamantino, $k = 2$ a cidade de Sorriso e $k = 3$ a cidade de Campos Novo do Parecis.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE.

Sobre as estatísticas descritivas dos dados de temperatura ($w_{t,k}$), percebe-se que no caso da média, as cidades de Sorriso e Campo Novo do Parecis têm dados próximos, enquanto a cidade de Diamantino apresenta mais de 1 grau de diferença (positiva) das demais. Sobre a variância e temperatura máxima observada nas três cidades, essas são próximas, evidenciando assim que o clima é homogêneo. Os testes de normalidade, raiz unitária e autocorrelação corroboram a necessidade da simulação dos dados de temperatura, como formulado nas expressões (3.7) e (3.9).

Os dados de pluviosidade ($r_{t,k}$), apresentam médias de precipitação próximas nas três cidades analisadas, porém a variância e o nível pluviométrico máximo são diferentes, mostrando assim que a quantidade de chuva ocorrida em apenas um dia, ou em um período, é diferente nos municípios analisados. Os testes estatísticos evidenciam que os dados de pluviosidade não apresentam normalidade, não têm natureza estacionária e são autocorrelacionados, porém esses resultados apenas revelam as especificidades dos dados de pluviosidade. De acordo com Cabrera, Odening e Ritter (2013), os dados de pluviosidade são binários, pois em casos de dias chuvosos a variável assume a precipitação, porém em casos de dias secos a variável recebe valor zero. Para os autores, os dados de pluviosidade apresentam distribuição *gamma*, o que explica a rejeição da normalidade dos dados.

Finalmente, os dados de produção de soja ($Y_{t,k}$), evidenciam que a cidade de maior produção média da leguminosa é a de Sorriso, seguida de Campo Novo do Parecis e Diamantino. Os testes apontaram que os dados de produção são bem comportados, podendo assim ser utilizados sem nenhum tratamento estatístico.

3.5. Resultados e Discussão

Essa seção discorrerá sobre a efetividade do uso do derivativo climático na produção de soja em Mato Grosso, levando em conta os métodos de mensuração de efetividade de *hedge* de um derivativo. Essa discussão se fundamenta na busca por respostas sobre o uso do derivativo na garantia de rendimentos ao produtor.

A primeira análise a ser discursada é referente aos modelos de estimação de produção da soja em Mato Grosso, a partir das análises de Vedenov e Barnett (2004) e Woodard e Garcia (2008b). Os resultados das expressões (3.1) e (3.4) são apresentados na Tabela 8.

Tabela 8. Estimativa de produção e renda do produtor no cultivo de soja em Mato Grosso – 2018.

Estação Meteorológica	Produção esperada (saca 60 kg/ha)	Preço (US\$/saca 60 kg)	Rendimento esperado (US\$/ha)
Diamantino	50,77	\$22,87	\$1161,41
Sorriso	51,28	\$22,87	\$1173,04
Campo Novo do Parecis	54,18	\$22,87	\$1239,44
Agregado	52,08	\$22,87	\$1191,30

Nota: A produção esperada a partir das estações meteorológicas das três cidades de Mato Grosso é formulada a partir da expressão (3.1), enquanto a produção esperada dos dados das estações meteorológicas de forma agregada (Agregado) é formulada a partir de (3.4). O preço da soja é o preço médio em dólares de abril de 2018 do contrato futuro de maio (CME *Group*).

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE.

A tabela acima mostra que, considerando o ano de 2018, a maior produção esperada de forma individual é a da cidade de Campo Novo do Parecis, cuja renda é maior em comparação às demais. A variável agregada apresenta informações sobre como seria a produção esperada caso fosse empregado a agregação da estimativa das produções dos três municípios, como delineado na expressão (3.4)⁵⁰.

A Tabela 9 apresenta as estimativas dos parâmetros referentes ao modelo utilizado para a formulação da produção apresentada na Tabela 8. O modelo que melhor se adequou aos dados de produção das três cidades analisadas fora o de regressão quadrática nos desvios⁵¹. Algumas variáveis foram omitidas para melhor resultado do coeficiente de determinação dos modelos.

⁵⁰ Essa variável ganha melhor interpretação no desenvolver do trabalho, quando é analisado a exposição ao risco de forma individual e de forma agregada.

⁵¹ Todos os modelos de estimativa de produção testados são apresentados no anexo B.

Tabela 9. Modelos de produção a partir dos dados climáticos das estações meteorológicas escolhidas

Estação	Modelo	R^2
Diamantino	$Y_{t,1}^{det} = 2665,40^{**} - 3962,30\Delta T_{set} + 88,76\Delta T_{dez}$ $+ 12129,15\Delta T_{set}^2 + 74,97\Delta T_{dez}^2$ $- 246,78\Delta P_{set} + 7,59\Delta P_{dez} - 130,25\Delta P_{set}^2$ $- 0,02\Delta P_{set}^2 - 0,01\Delta P_{out}^2 + 0,22\Delta T_{out}\Delta P_{out}$ $+ 4,74\Delta T_{dez}\Delta P_{dez}^{**}$	0,5457
Sorriso	$Y_{t,2}^{det} = 2766,99^{**} - 7355\Delta T_{set}^{**} + 306,34\Delta T_{out}^*$ $+ 22967,02\Delta T_{nov} + 128,29\Delta T_{set}^2$ $- 443,09\Delta T_{nov}^2 + 25,89\Delta P_{set}^{**} + 247,09\Delta P_{nov}^{**}$ $- 2,97\Delta P_{dez}^* - 0,24\Delta P_{set}^2 + 0,01\Delta P_{out}^2$ $- 10,25\Delta T_{nov}\Delta P_{nov}^{**}$	0,6049
Campo Novo do Parecis	$Y_{t,3}^{det} = 2642,24^{**} + 4623,20\Delta T_{set} - 17475,20\Delta T_{nov}$ $+ 29706\Delta T_{dez} - 76,86\Delta T_{set}^2 + 352,04\Delta T_{nov}^2$ $- 606,69\Delta T_{dez}^2 + 261,35\Delta P_{set}^{**} + 7,41\Delta P_{nov}^{**}$ $- 3,84\Delta P_{dez}^{**} - 0,18\Delta P_{set}^2 - 0,02\Delta P_{nov}^2$ $- 8,70\Delta T_{set}\Delta P_{set}^{**}$	0,6707

Nota: $Y_{t,k}^{det}$ se refere à produção de soja estimada no tempo t a partir de dados climáticos da estação meteorológica k subtraído a tendência temporal; A temperatura é medida em graus *Celsius* e a variável pluviosidade é medida em milímetros; As variáveis independentes são descritas no anexo B; (*) Rejeita a hipótese nula a 5% de significância; (**) Rejeita a hipótese nula a 1% de significância; $k = 1$ refere-se a cidade de Diamantino, $k = 2$ a cidade de Sorriso e $k = 3$ a cidade de Campos Novo do Parecis.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER.

Após a estimativa da produção de soja, fez-se necessário a formulação da precificação do derivativo, parte importante da discussão sobre sua efetividade. O primeiro passo da precificação é a formulação do processo estocástico de simulação dos dados de temperatura, apresentado em (3.10), sendo esse formulado de dois modos: o primeiro utilizando os dados de temperatura das estações meteorológicas de forma separada, e o segundo a agregação dos dados climáticos das estações, como ilustrado na expressões (3.4)-(3.6).

Tabela 10. Estimativa dos parâmetros do processo de simulação da temperatura das estações utilizadas e de seus dados de forma agregada

Parâmetro	Diamantino		Sorriso		Campo Novo do Parecis		Agregado	
	Estimativa	Erro Padrão	Estimativa	Erro Padrão	Estimativa	Erro Padrão	Estimativa	Erro Padrão
k	0,271	0,005	0,107	0,004	0,186	0,005	0,178	0,005
σ^2	1,087	0,005	0,986	0,006	1,249	0,008	0,812	0,005
λ	1	0,007	0,995	0,009	1	0,009	1	0,008
θ	0	0,008	0	0,009	0	0,01	0	0,008
δ^2	1,169	0,006	1,017	0,006	1,1312	0,008	0,851	0,005

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, *NCAR/NCEP*.

Sobre os resultados do processo estocástico dos dados de temperatura, a estimativa da taxa de reversão à média (k) apresenta que a cidade de Diamantino e os dados de temperatura de forma agregada tendem a convergir para a média de temperatura de longo prazo, enquanto para as cidade de Campo Novo do Parecis e Sorriso a variável de temperatura tende a convergir à média instantânea ($\alpha_w(w_t, t)$).

Discorrendo sobre a variância da parte contínua (σ^2) e a variância do salto (δ^2) dos dados, a formulação que teve menor variabilidade foi o uso dos dados de temperatura de forma agregada, o que evidencia que quando se emprega um contrato com uma estação meteorológica única, deve-se compreender que os dados estimados serão mais voláteis, o que pode gerar variações no momento da precificação do contrato.

Sobre processo de formulação do dividendo agregado (Tabela 11), os resultados se diferem dos apresentados por Richards, Manfredo e Sanders (2004) e Chung (2011), pois para o estado de Mato Grosso, esse é explicado, em sua maioria, pelo dividendo agregado em $t - 1$ (α_1). Os parâmetros ϕ_0 , ϕ_1 e ϕ_2 não apresentam valores significativos na formulação do dividendo agregado.

Tabela 11. Estimação do processo de dividendo agregado para o estado de Mato Grosso – em dólares

	Diamantino		Sorriso		Campo Novo do Parecis		Agregado	
Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Estimativa	Erro Padrão	Estimativa	Erro Padrão	Estimativa	Erro Padrão
α_1	0,9985***	0,0020	0,9991***	0,0022	0,9986***	0,0018	0,9979***	0,0015
ϕ_0	-0,0466	0,1408	0,0686	0,0865	-0,0042	0,0957	-0,0335	0,1244
ϕ_1	0,0866	0,1338	0,0377	0,0642	0,0307	0,0843	-0,1746	0,1377
ϕ_2	0,0005	0,0002	-0,0702	0,0652	-0,0205	0,0841	-0,0216	0,1385

Notas: A variável dependente é o log da variável de despesa das famílias do país (deflacionado em reais de 2018 e convertido em dólar); O índice deflator fora o IGP-DI. As variáveis independentes são os resíduos da média anual de temperatura (ϵ_t); (***) Rejeita a hipótese nula a 0,1% de significância.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE e FGV.

Finalizando a primeira parte da análise, a precificação do contrato climático, formulado em (14), é apresentada na Tabela 12.

Tabela 12. Estimativa do preço, em dólares, do derivativo climático pelo índice de temperatura (*CDD*) a partir de dados climáticos das três estações meteorológicas escolhidas e da agregação de seus dados

		Preço do Derivativo Climático – TMG 132			
		<i>Preço Call</i>			
		Diamantino	Sorriso	Campo Novo	Agregado
Modelo	Aversão ao risco				
BR	-	\$4,65	\$3,44	\$2,02	\$0,66
MC	-	\$4,60	\$4,77	\$2,26	\$1,12
Equilíbrio					
γ_0	0,0	\$4,65	\$3,44	\$2,02	\$0,66
γ_1	1,0	\$4,73	\$3,46	\$2,04	\$0,67
γ_2	2,0	\$4,81	\$3,48	\$2,05	\$0,69
γ_3	5,0	\$5,07	\$3,54	\$2,11	\$0,72
γ_4	10,0	\$5,54	\$3,66	\$2,21	\$0,79
γ_5	20,0	\$6,65	\$3,95	\$2,44	\$0,94

Notas: a taxa livre de risco utilizada é de 6%; O valor de *strike* empregado é a média de longo prazo do *CDD*; O período do contrato é de 40 dias (01/09 até 10/10); A temperatura base considerada foi de 28,4 graus Celsius⁵²; A variação de preço tem como base o nível de aversão ao risco nulo; BR é a precificação pelo método *Burn Analysis* e MC pelo método de simulação Monte Carlo⁵³; Foram utilizadas vinte mil simulações no método de simulação de Monte Carlo.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE e FGV.

A tabela acima evidencia que quanto maior o grau de aversão ao risco do produtor, maior é o preço do derivativo. Esse resultado contraria o que fora apresentado por Cao e Wei (2004) e Richards, Manfredo e Sanders (2004), que mostram que quanto maior for a aversão ao risco, menor será o preço do contrato, e que quanto maior o grau de aversão, menor o prêmio do contrato, resultado esse que responde bem à teoria microeconômica de riscos. Essa contradição pode ser explicada pois, quando analisado o dividendo agregado em reais (R\$), esse tem valor crescente ao longo dos anos, porém se transformado tais valores em dólares

⁵² Temperatura média de desenvolvimento da soja TMG 132, segundo Ferneda et al. (2016).

⁵³ Esses dois métodos foram utilizados como forma de comparação entre o modelo aqui apresentado e os modelos que levam em conta uma taxa livre de risco para sua formulação de preços.

(US\$), esses decrescem, devido à desvalorização do real perante o dólar no corte temporal escolhido. Esse resultado induz que, quando utilizado o contrato em dólares, o preço do contrato (e seus prêmios) é inverso ao nível de aversão ao risco do agente contratante.

Após a precificação do derivativo climático, o processo de análise de efetividade se inicia. Uma primeira comparação, mesmo que simples, entre os rendimentos do produtor que faz uso do contrato daquele que não o faz, é apresentada na Tabela 13.

Tabela 13. Análise de eficiência do derivativo por comparação de rendas – 2018

Cidade	Renda sem contrato (US\$/ha)	Renda com contrato (US\$/ha)	Variação percentual
Diamantino	\$1160,41	\$1179,81	1,67%
Sorriso	\$1173,04	\$1227,89	4,67%
Campo Novo do Parecis	\$1239,44	\$1252,58	1,06%
Agregado	\$1191,30	\$1199,52	0,69%

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE, FGV e CME Group.

A tabela acima explicita que existe um incremento de renda quando o contrato é utilizado e que entre as cidades analisadas a que mais se destaca no ganho de renda é a cidade de Sorriso. Porém, essa simples comparação de renda não é capaz de provar que existe eficiência no uso de contrato, e para tanto, outras métricas devem ser empregadas para esse fim.

A primeira métrica de mensuração de eficiência do derivativo é a raiz quadrada da perda média (*mean root square loss – MRSL*), que se trata de um método de comparação de resultados advindos de modelos ou estimadores. No caso do presente trabalho, a métrica busca comparar a renda do produtor que utiliza o contrato climático daquele que não o faz. Essa métrica não apenas contará com a análise da renda do produtor nos três municípios do estado de Mato Grosso, como trará a análise do *hedge* feito de forma agregada para que se possa discutir sobre a diminuição do risco de base.

Tabela 14. Eficiência do derivativo climático mensurado pela raiz quadrada da perda média - *MRSL*

Cidade	Sem contrato (US\$/ha)	Com contrato (US\$/ha)	Variação percentual
Diamantino	\$54,21	\$43,20	-20,30%
Sorriso	\$63,54	\$38,51	-39,39%
Campo Novo do Parecis	\$64,45	\$57,73	-10,42%
Agregado	\$47,25	\$43,21	-8,55%

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE, FGV e CME Group.

A compreensão do *MRSL* deve ser feita a partir da premissa de que sua diminuição representa uma menor exposição ao risco, enquanto seu aumento representa uma maior exposição ao risco. A Tabela 14 evidencia duas informações importantes: a primeira é que, ao analisar as linhas da tabela, percebe-se que o *MRSL* com o uso do contrato é sempre menor que o sem o uso dele, e isso evidencia que existe diminuição de exposição ao risco no primeiro caso. Ao analisar pelas colunas, percebe-se que, na maioria dos casos, o *MRSL* é menor quando se observa a agregação dos dados climáticos e de produção dos municípios na decisão do *hedge*, mostrando que a exposição com informações agregada é mais eficaz que a exposição de forma individual. O único caso que se distingue é a cidade de Diamantino, cuja exposição ao risco individual é menor que a forma agregada.

O segundo método aplicado para mensuração da eficiência do derivativo é o valor em risco (*value at risk*), que determina a probabilidade da perda de parte da receita a partir de um determinado nível de confiança estatística. Os resultados são apresentados na Tabela 15.

Tabela 15. Eficiência do derivativo climático mensurado pelo valor em risco (*value at risk* - *VaR*)

Cidade	Sem contrato (US\$/ha)	Com contrato (US\$/ha)	Variação (US\$/ha)
<i>VaR_{0,05}</i>			
Diamantino	\$909,82	\$935,48	\$25,66
Sorriso	\$932,53	\$987,16	\$54,63
Campo Novo do Parecis	\$880,07	\$892,97	\$12,90
Agregado	\$945,39	\$953,44	\$8,05
<i>VaR_{0,10}</i>			
Diamantino	\$942,26	\$968,15	\$25,89
Sorriso	\$973,25	\$1028,17	\$54,92
Campo Novo do Parecis	\$921,54	\$934,74	\$13,20
Agregado	\$975,27	\$983,53	\$8,26
<i>VaR_{0,20}</i>			
Diamantino	\$981,54	\$1007,71	\$26,17
Sorriso	\$1022,56	\$1077,83	\$55,27
Campo Novo do Parecis	\$971,76	\$985,31	\$13,55
Agregado	\$1011,45	\$1019,97	\$8,52

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE, FGV e CME Group.

A mensuração pelo *VaR* tem como premissa que se a alteração do valor em risco resultante da compra do derivativo for positiva, o derivativo reduz o risco; se negativo, aumenta o risco. A partir do uso dos resultados da Tabela 15 percebe-se que, indiferentemente do nível de confiança estatística, o uso do derivativo reduz o risco do produtor, corroborando os resultados do método anterior. Se analisado pelas colunas, novamente o uso da agregação de dados climáticos e nível de produção para a exposição ao risco é mais efetivo que alguns casos individuais. Empregando essa métrica, a exposição individual de Sorriso é mais efetiva que a agregação dos municípios.

A terceira e última métrica aplicada para mensuração da eficiência do derivativo agrícola na região de Mato Grosso é a equivalente certeza dos rendimentos (*certainty-equivalent revenues* - *CERs*). Essa métrica se trata do valor monetário recebido pelo indivíduo para que ele seja indiferente entre a loteria (nesse caso o uso do derivativo) e seu ganho certo. Os resultados da aplicação desse método (Tabela 16) evidenciam as mesmas respostas dos métodos anteriormente apresentados, pois o uso do contrato aumenta a receita equivalente dos agentes, mostrando que quando utilizado o contrato, o indivíduo avesso ao risco tende a querer receber mais (em valores monetários) para ser indiferente entre a aposta e o rendimento certo (*status quo*). Uma segunda análise a ser feita a partir dos resultados exibidos é que, assim como demonstrado na teoria microeconômica, quanto maior o risco, menor é o valor que o indivíduo

está disposto a receber para se livrar dele, o que pode ser visto a partir da análise do valor do prêmio de risco (θ).

Sobre a comparação da exposição ao risco com o uso de dados climáticos e nível de produção de forma individual e agregada, percebe-se o mesmo comportamento anteriormente evidenciado, em que, maioria dos casos, a exposição agregada faz com que o indivíduo exija valores maiores para sua indiferença, sendo a cidade de Sorriso a única que gera maior equivalente certeza em comparação à exposição de forma agregada ao risco.

Tabela 16. Eficiência do derivativo climático mensurado pela equivalente certeza dos rendimentos (*CERs*)

Cidade	Sem contrato (US\$/ha)	Com contrato (US\$/ha)	Variação (US\$/ha)
Prêmio de risco - 0%			
Diamantino	\$1056,70	\$1083,40	\$26,70
Sorriso	\$1116,90	\$1172,83	\$55,93
Campo Novo do Parecis	\$1067,83	\$1082,06	\$14,23
Agregado	\$1080,67	\$1089,68	\$9,01
Prêmio de risco - 5%			
Diamantino	\$1006,51	\$1031,94	\$25,43
Sorriso	\$1063,85	\$1117,13	\$53,28
Campo Novo do Parecis	\$1017,11	\$1030,67	\$13,56
Agregado	\$1029,34	\$1037,92	\$8,58
Prêmio de risco - 10%			
Diamantino	\$961,63	\$985,93	\$24,30
Sorriso	\$1016,41	\$1067,32	\$50,91
Campo Novo do Parecis	\$971,76	\$984,71	\$12,95
Agregado	\$983,44	\$991,65	\$8,21

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do INMET, NCAR/NCEP, NASA POWER, IBGE, FGV e CME Group.

3.6. Considerações Finais

A busca pela minimização de perdas na agricultura fez com que diversos países desenvolvessem ferramentas de diminuição de risco e garantia de rendimento aos produtores rurais, a exemplo da criação do derivativo climático. Para aplicação dessa ferramenta no Brasil não basta a formulação do contrato, é necessário a comprovação que esse funcione na prática para que haja volatilidade em seu uso.

O presente trabalho apresenta dois resultados importantes na aplicação do derivativo climático no estado de Mato Grosso: a precificação e efetividade.

Sobre o processo de precificação do derivativo climático apresenta-se que os modelos aplicados em outros países para a formulação de preços se encaixam bem para o estado de Mato Grosso (até mesmo os modelos mais robustos, como o de equilíbrio aqui utilizado), mostrando que a precificação do contrato, a valoração do prêmio e a indenização do contrato em caso de sinistro não são empecilhos para aplicação na região analisada.

Uma vez que não haja problemas na formulação do contrato, esse já se apresenta aplicável e se mostra utilizável, abrindo a segunda discussão deste trabalho, que diz respeito à capacidade desse derivativo em garantir estabilidade de renda ao produtor por meio de *hedge*, ou seja, ser não apenas aplicável, mas efetivo.

Os resultados sobre a efetividade do *hedge* evidenciam que, indiferentemente do método de mensuração de eficiência empregado — *MRSL*, *VaR*, *CERs* —, todos indicam que o uso do derivativo climático é efetivo, tanto para o produtor que fará o *hedge* utilizando os dados climáticos da estação meteorológica mais próxima, quanto para aquele que prefere usar dados agregados como forma de exposição ao risco.

Alguns métodos apresentaram que caso o *hedge* seja feito de forma individual, ou seja, o produtor utilize os dados climáticos da estação de meteorologia mais próxima de sua propriedade para a formulação do preço do contrato, pode ter uma maior efetividade no uso do derivativo, mostrando que em alguns casos, algumas propriedades do estado podem se beneficiar mais da exposição individual do que a agregar informações de municípios próximos nas cláusulas de seu contrato de derivativo.

Se analisados os resultados pela ótica da diminuição do risco de base, a agregação de dados climáticos e do nível de produção gerou melhores resultados na efetividade do *hedge*, corroborando com a literatura que defende o uso desse tipo de método para tal propósito.

Essa discussão serve como embasamento para a formulação de uma resposta concisa à dúvida sobre a funcionalidade do derivativo climático no estado de Mato Grosso (e no país, de forma generalizada), sendo essa positiva. Os métodos apresentados confirmam as hipóteses de sucesso no uso do derivativo climático na gestão de riscos e rendimentos do produtor agrícola do país. Não se abstendo de ser um derivativo aplicável e efetivo, traz ganhos adicionais como transparência em sua formulação, diminuição do risco moral, mitigação da seleção adversa e, como anteriormente apresentado, em alguns casos tem menores custos com relação ao seguro agrícola convencional.

Por fim, todas as constatações apresentadas inserem o derivativo climático como ferramenta robusta para o produtor que busca diminuir seus riscos de perdas advindos das intempéries climáticas, gerando assim uma necessidade da discussão sobre a migração dessa

ferramenta para o Brasil, a fim de expandir a variedade de ferramentas de mitigação de risco e gestão de rendimentos que o país já possui.

Referências

- BABCOCK, B. A.; CHOI, E. K.; FEINERMAN, E. Risk and probability premiums for CARA utility functions. *Journal of Agriculture and Resource Economics*, v. 18, n. 1, p. 17-24, 1993. Disponível em: www.jstor.org/stable/40986772. Acesso em: 11 abril. 2020.
- BRASIL. Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Dados Históricos. Brasília, DF. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=home2/index>. Acesso em: 25 jul. 2019.
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). Atlas do seguro rural. 2019. Disponível em: <http://indicadores.agricultura.gov.br/atlasdoseguro/index.html>. Base de dados. Acesso em: 11 set. 2019.
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). Eventos climáticos adversos e seus impactos para s culturas de soja, milho e trigo no Brasil. Londrina, PR, 2019b.
- CABRERA, B. L.; ODENING, M.; RITTER, M. Pricing rainfall derivatives at the CME. *Sonderforschungsbereich 649: Ökonomisches Risiko Economic Risk*, Berlin, 2013. DOI:10.18452/4445. Disponível em: <https://edoc.hu-berlin.de/handle/18452/87>. Acesso em: 19 set. 2019.
- CAO, M.; WEI, J. Weather derivatives valuation and market price of weather risk. *The Journal of Futures Markets*, v. 24, n. 1, p. 1065-1089, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/fut.20122>. Acesso em: 02 ago. 2019.
- CHUNG, W. Evaluation weather derivatives and crop insurance for farm production risk management in Southern Minnesota. 197 p. [Ph.D. thesis] – University of Minnesota, 2011.
- CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento. A produtividade da soja: análise e perspectivas. *Compêndio de Estudos Conab*, v. 10, 2017. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/institucional/publicacoes/compendio-de-estudos-da-conab>. Acesso em: 20 jul. 2019.
- EMBRAPA. Soja em números (safra 2018/19). 2019. Disponível em: <https://www.embrapa.br/soja/cultivos/soja1/dados-economicos>. Acesso em: 11 set. 2019.
- FERNEDA, B. G. et al. Graus-dia na estimativa das taxas de crescimento de quatro cultivares de soja em diferentes épocas de plantio. *Nativa*, v. 4, n. 3, 2016. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.14583/2318-7670.v04n03a01>. Acesso em: 21 jul. 2019.

- FGV - Fundação Getúlio Vargas. Índice Geral de Preços – Disponibilidade Interna (IGP-DI). Disponível em: <https://portalibre.fgv.br/>. Base de dados. Acesso em: 29 mar. 2020.
- IBGE. Estatísticas do século XX. Rio de Janeiro, 2003. Disponível em: <https://seculoxx.ibge.gov.br/>. Acesso em: 23 dez. 2019.
- IBGE. Produção Agrícola Municipal. Rio de Janeiro, 2018. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria.html>. Base de dados. Acesso em: 23 dez. 2019.
- JEWSON, S.; BRIK, A. Weather derivative valuation: the meteorological, statistical, financial and mathematical foundations. 1. Ed, Cambridge University Press, 2005. 392 p.
- JONES, T. L. Agricultural applications of weather derivatives. *International Business & Economics Research Journal*, v. 6, n. 6, 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.19030/iber.v6i6.3377>. Acesso em: 20 jul. 2019.
- LUCAS, R. E. Assets prices in an exchange economy. *Econometrica*, v. 46, n. 6, p. 1429-1445, 1978.
- MANFREDO, M. R.; LEUTHOLD, R. M. Value-at-risk analysis: a review and potential for agricultural applications. *Review of agricultural economics*, v. 21, n. 1, p. 99-111, 1999. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/1349974>. Acesso em: 02 abril 2020.
- MANFREDO, M. R.; RICHARDS, T. J. Hedging yield with weather derivatives: a role for options. *In: American Agriculture Economics Assotiation Annual Meeting*. Providence, Rhode Island, 2005.
- MARTIN, S. W.; BARNETT, B. J.; COBLE, K. H. Developing and Pricing Precipitation Insurance. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, v. 26, n.1, p. 261-274, 2001. Disponível em: www.jstor.org/stable/40987107. Acesso em: 02 abril 2020.
- NASA POWER. Dados Históricos. Disponível em: <https://power.larc.nasa.gov/>. Acesso em: 20 ago. 2019.
- NOAA-ESRL - Physical Sciences Division. NCEP/NCAR Reanalysis. Disponível em: <https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.ncep.reanalysis.html>. Base de dados. Acesso em: 25 jul. 2019.
- OZAKI, V. A. Em busca de um novo paradigma para o seguro rural no Brasil. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, v. 46, n. 1, Brasília jan./mar. 2008.
- OZAKI, V. A. Uma digressão sobre o programa de subvenção ao prêmio do seguro rural e as implicações para o futuro deste mercado. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, v. 48, n. 4, Brasília, out./dez. 2010.

- RAUCCI, G. L. *et al.* Development of weather derivatives: evidence from the brazilian soybean market. *Italian Review of Agricultural Economics*, v. 74, n. 2, p. 17-28, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.13128/rea-10850>. Acesso em:
- RICHARDS, T. J., MANFREDO, M. R., SANDERS, D. R. Pricing weather derivatives. *American Journal of Agricultural Economics*, v. 86, n. 4, p. 1005-1017, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.0002-9092.2004.00649.x>. Acesso em: 31 set. 2019.
- ROHRER, M. B. The relevance of basis risk in the weather derivatives market. *In: Computational Finance and its Applications*, 2004. DOI: 10.2495/CF040071.
- SCHWARZ, G. Estimating the dimensions of a model. *The Annals of Statistics*, v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.
- SILVA, R. P.; DAYAWANSA, N. D. K.; RATNASIRI, M. D. A comparison of methods used in estimating missing rainfall data. *The Journal of Agricultural Sciences*, v. 3, n. 2, p. 101-108, 2007. Disponível em: <http://doi.org/10.4038/jas.v3i2.8107>. Acesso em: 28 mar. 2020.
- SPAULDING, A. *et al.* Can weather derivative contract help mitigatin agricultural risks? *In: Microeconomic policy implications for Romania. International Conference on Policy Modeling*, Istanbul, 2003.
- STOPPA, A.; HESS, U. Design and use of weather derivatives in agricultural policies: the case of rainfall index insurance in Morocco. *In: International Conference Agricultural Policy Reform and the WTO: where are we heading? Italia*, 2003.
- USDA - UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE ECONOMIC RESEARCH SERVICE. Risk in Agriculture, 2019. Disponível em: <https://www.ers.usda.gov/topics/farm-practices-management/risk-management/risk-in-agriculture/>. Acesso em: 11 jan. 2019.
- VEDENOV, D. V.; BARNETT, B. J. Efficiency of weather derivatives as primary crop insurance instruments. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, v. 29, n. 3, p. 387-403, 2004.
- WOODARD, J. D.; GARCIA, P. Basis risk and weather hedging effectiveness. *Agricultural Finance Review*, v. 68, n. 1, p. 99-117, 2008a. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/00214660880001221>. Acesso em: 28 mar. 2020.
- WOODARD, J. D.; GARCIA, P. Weather derivatives, spatial aggregation, and systemic insurance risk: implications for reinsurance hedging. *Journal of agricultural and Resource Economics*, v. 33, n. 1, p. 34-51, 2008b. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/41220612>. Acesso em: 28 mar. 2020.
- ZAPRANIS, A.; ALEXANDRIDIS, A. Weather derivatives: modeling and pricing weather-related risk. 1. Ed. Springer, 2013. 318 p.

4. CONCLUSÃO

Os resultados evidenciados no desenvolvimento do trabalho não apenas expandem a discussão sobre a introdução de novos ferramentais ligados à política agrícola no Brasil, como também oferecem uma ferramenta usual e funcional, principalmente para uso no cultivo da soja no estado de Mato Grosso, e que pode transbordar funcionalidades para o vasto leque das *commodities* agrícolas cultivadas no país.

O primeiro trabalho evidencia que o derivativo climático se trata de uma ferramenta de gestão de risco que pode ser aplicada no Brasil com os mesmos moldes aplicados nos Estados Unidos e nos países europeus, mostrando assim que o país possui dados e informações necessárias para o uso desse ferramental. O modelo utilizado apresenta também que os diferentes níveis de aversão ao risco do produtor podem afetar a precificação do contrato climático, sendo essa uma importante constatação, pois evidencia-se que diferentes preços podem ser formulados, abrindo a oportunidade de uma demanda por ferramentas de gestão de estabilidade de renda por produtores menos avessos ao risco.

O segundo trabalho evidencia que o derivativo climático não apenas é aplicável como também efetivo na proteção da renda do produtor rural, fazendo com o que esse tenha mais confiança no uso do contrato, podendo gerar a volatilidade necessária para sua existência. Valendo-se de diversas métricas, sendo elas ligadas ao risco ou ao bem-estar do produtor, todas apresentam o mesmo resultado: que o uso do derivativo climático protege de forma efetiva a renda do produtor rural de soja no estado de Mato Grosso, e que o emprego de métodos de diminuição de risco de base garantem ainda mais a estabilidade ao produtor.

Alguns desafios levantados podem afetar a aplicação do derivativo no país, sendo esses mais concentrados na obtenção de dados climáticos confiáveis, pois apesar dos ofertados por estações meteorológicas serem úteis e necessários na formulação do preço do contrato, é importante uma análise minuciosa sobre a qualidade dos dados para que a precificação seja justa e que não existam aberturas para a desconfiança por parte do produtor rural.

Ademais, ao se utilizar do que fora apresentado no decorrer do presente trabalho, pode-se alegar que o contrato climático é uma ferramenta efetiva a ser aplicada no Brasil, pois gera estabilidade de renda aos produtores agrícolas e, conseqüentemente, competitividade agrícola para a nação.

ANEXOS

ANEXO A. Modelos de precificação via *Burn Analysis* e Monte Carlo

A precificação pelo modelo *Burn Analysis* é a mais comum nos trabalhos que abordam contratos climáticos, porém esse geralmente é utilizado como base de comparação a outros modelos de precificação. A análise *Burn Analysis* é baseada na hipótese de expectativas racionais: o método consiste no cálculo simplificado do *payoff* esperado de uma opção climática pautada no *payoff* médio da variável climática (JEWSON; BRIX, 2005). Nesse sentido, o *payoff* esperado pode ser calculado por:

$$E_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i \quad (\text{A.1})$$

em que p_i é o *payoff* no ano i ;

$$p_i = \text{Max}(S_i - K; 0) \text{ para um call} \quad (\text{A.2})$$

$$p_i = \text{Max}(k - S_i; 0) \text{ para um put} \quad (\text{A.3})$$

em que S_i é o índice utilizado para a análise, sendo esses (1), (2), (3) ou (4). K é valor de *strike*.

A expressão final é dada por:

$$V_p = e^{-\nu T} E_p \quad (\text{A.4})$$

em que ν é a taxa livre de riscos e T é o tempo de maturidade do contrato.

Um segundo método utilizado para precificar derivativos climáticos é método de simulação de Monte Carlo. O processo se inicia determinando a distribuição de probabilidade⁵⁴ que mais se adequa ao índice climático. Depois de determinada a distribuição, são simulados os índices climáticos a serem utilizados no modelo (HOORNAERT, 2018). O *payoff* esperado pode ser calculado por:

$$E[g(x(t))] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(x(t)) \quad (\text{A.5})$$

em que $g(x(t))$ é a expressão de *payoff* e $x(t)$ é o índice climático simulado;

$$g(x(t)) = \text{Max}(x(t) - K; 0) \text{ para um call} \quad (\text{A.6})$$

$$g(x(t)) = \text{Max}(k - x(t); 0) \text{ para um put} \quad (\text{A.7})$$

em que K é valor de *strike*.

A expressão final é dada por:

⁵⁴ As distribuições de probabilidade utilizadas para a simulação de Monte Carlo para o índice de temperatura foram: *weibull*, normal, *gamma*, log-normal, exponencial e logística; para a pluviosidade foram: *weibull*, normal, *gamma*, log-normal e logística. A escolha da distribuição que melhor se adequa aos dados é feita utilizando o critério AIC.

$$V_p = e^{v^T} E[g(x(t))] \quad (\text{A.8})$$

ANEXO B. Modelos utilizados para estimação da produção de soja a partir das variáveis climáticas, apresentados em (1)

Tipo de Modelo	Forma funcional
Quadrático em valores absolutos	$Y_{det} = \beta_0 + \beta_1 R + \beta_2 T + \beta_3 R^2 + \beta_4 T^2 + \beta_5 RT + \varepsilon$
Log-log em valores absolutos	$\log(Y_{det}) = \beta_0 + \beta_1 \log(R) + \beta_2 \log(T) + \varepsilon$
Quadrático em desvios	$Y_{det} = \beta_0 + \beta_1 \Delta R + \beta_2 \Delta T + \beta_3 \Delta R^2 + \beta_4 \Delta T^2 + \beta_5 \Delta R \Delta T + \varepsilon$

Nota: Y_{det} é o rendimento abstraído da tendência temporal; $R = \{R_{set}, R_{out}, R_{nov}, R_{dez}\}$ é o vetor de observações mensais dos dados de pluviosidade dos meses setembro, outubro, novembro e dezembro, equivalente aos meses de plantio da soja no estado de Mato Grosso; $\Delta R = \{\Delta R_{set}, \Delta R_{out}, \Delta R_{nov}, \Delta R_{dez}\}$ é o mesmo vetor anteriormente apresentado em desvios das correspondentes médias de longo prazo; $T = \{T_{set}, T_{out}, T_{nov}, T_{dez}\}$ é o vetor de observações mensais dos dados de temperatura dos meses setembro, outubro, novembro e dezembro, equivalente aos meses de plantio da soja no estado de Mato Grosso; $\Delta T = \{\Delta T_{set}, \Delta T_{out}, \Delta T_{nov}, \Delta T_{dez}\}$ é o mesmo vetor anteriormente apresentado em desvios das correspondentes médias de longo prazo.

Fonte: VEDENOV e BARNETT, 2004.

ANEXO C. Método de mensuração do prêmio de risco

Considere um indivíduo com um rendimento R e um rendimento aleatório z . Seja $z = [h, -h; 0,5,0,5]$ uma aposta com chances iguais de ganhar ou perder um montante $h \in (0, w]$. O prêmio de risco, expressado como fração θ da aposta h , implicitamente é definido pela expressão:

$$\frac{1}{2}u(R+h) + \frac{1}{2}u(R-h) = u(R-\theta h), \quad (\text{C.1})$$

em que $u(\cdot)$ é uma função de utilidade crescente von Neumann-Morgenstern, em que $0 \leq \theta \leq 1$. Se a utilidade é linear no rendimento, $\theta = 0$; se $u(\cdot)$ for estritamente côncava no rendimento, então θ é positivo, porém menor que 1.

Quando θ e h são conhecidos, o valor e aversão absoluta ao risco (ARA) pode ser obtida a partir da função de utilidade *CARA*⁵⁵ $u(R) = 1 - e^{-\varphi R}$. Note que essa função utilidade é decrescente na renda se, somente se, $\varphi > 0$, portanto o caso do risco neutro ($\varphi = 0$) é descartado. Valendo-se da utilidade *CARA*, a expressão (C.1) é reformulada:

$$\frac{1}{2}u(1 - e^{-\varphi(R+h)}) + \frac{1}{2}u(1 - e^{-\varphi(R-h)}) = 1 - e^{-\varphi(R-\theta h)}. \quad (\text{C.2})$$

Após algumas manipulações, obtém-se:

$$x^{-1} + x = 2x^\theta, \quad (\text{C.3})$$

em que $x = e^{\varphi h}$. Como x depende de φ e h , a expressão (C.3) apresenta que θ é afetado pelo nível da aversão ao risco e o tamanho da aposta h , mas são independentes dos rendimentos R . A relação pode ser assim reescrita:

$$\theta(\varphi, h) = \frac{\log[0,5(e^{-\varphi h} + e^{\varphi R})]}{\varphi h}. \quad (\text{C.4})$$

Tendo em vista a relação entre θ e h , informações sobre θ dado que $h > 0$ é o suficiente para saber o valor exato de φ .

⁵⁵ *Constant absolute risk aversion* (Aversão absoluta ao risco constante).