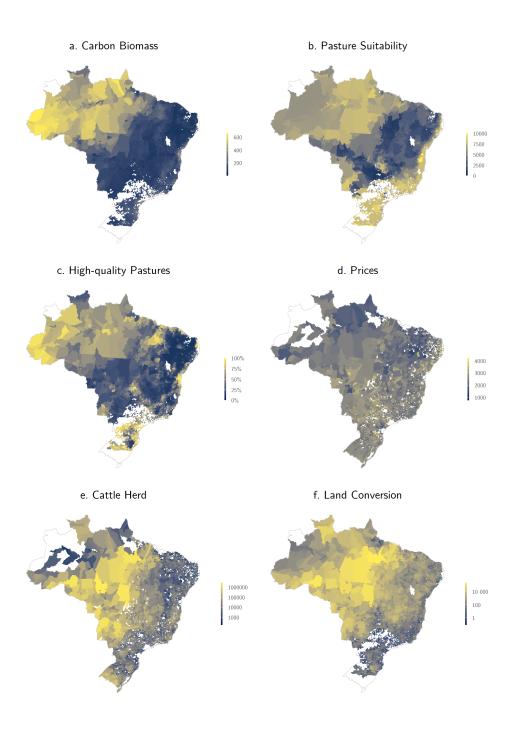
A Dados

Figure 4: Geographical Distribution of Main Variables



Esta figura apresenta, para cada município da amostra, (a) a densidade de biomassa de carbono, medida em toneladas de CO_2 por hectare; (b) o índice de adequação de pastagens da FAO-GAEZ; (c) a proporção de pastagens de alta qualidade em 2017; (d) o preço médio per capita do gado vendido para abate em 2017, medido em R\$ de 2022; (e) o rebanho bovino ao final de 2017; (f) a área total convertida de vegetação nativa para pastagem em 2006 e 2007, medida em hectares.

A.1 Municípios

O número e a área dos municípios – as menores divisões administrativas do Brasil – mudam ao longo do tempo devido à criação de novos municípios ou à anexação de municípios existentes. Para lidar com essa questão, utilizo o conceito de *áreas mínimas comparáveis* (AMCs), que são regiões consistentes ao longo do tempo e permitem a construção de dados em painel para municípios. Sigo a metodologia de Ehrl (2017), que desenvolveu AMCs para o período de 1872–2010, e a estendo para considerar as mudanças nas fronteiras municipais entre 2010 e 2022.

Todas as estatísticas oficiais no nível municipal são agregadas para o nível das AMCs. Além disso, calculo o bioma predominante em cada AMC, definido como aquele que ocupa a maior parcela de sua área, com base na metodologia de IBGE (2024). Doravante, refiro-me a essas áreas mínimas comparáveis simplesmente como municípios.

A.2 Rebanho bovino

Utilizo duas fontes de dados para estimar o rebanho bovino por município e por ano. A principal fonte é o *Censo Agropecuário* do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) para os anos de 1995, 2006 e 2017. O censo coleta dados detalhados sobre os estabelecimentos agropecuários e suas atividades, sendo cada unidade produtiva a unidade de observação. A segunda fonte são as pesquisas anuais de produção pecuária (*Pesquisa da Pecuária Municipal*, do IBGE). Esse conjunto de dados é derivado principalmente de registros administrativos das Campanhas de Vacinação contra a Febre Aftosa¹⁰, compilados por inspetorias estaduais e municipais, bem como por postos veterinários.

Para aproximar h_{mt} , uma medida teórica de gado por parcela de terra, normalizo o número de cabeças de gado do município por sua área total. Essa normalização garante uma medida consistente de densidade de gado ao longo do tempo e entre municípios de diferentes tamanhos. Isso facilita comparações transversais e temporais, pois leva em conta diferenças na disponibilidade de terra que poderiam confundir a relação entre o tamanho do rebanho e outras variáveis de interesse.

A.3 Preços do gado

Derivo os preços locais do gado a partir dos dados de vendas e receitas obtidos nas edições de 2006 e 2017 do *Censo Agropecuário*. Esses dados representam o preço do gado por animal vendido para abate em cada município. Para projetar os preços para o ano seguinte, ajusto-os utilizando variações em um índice nacional de preços do gado. Essa variação é calculada comparando a média do índice no ano do censo com a média dos 12 meses seguintes ao censo.

O índice de preço do gado, obtido do *Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada* (CEPEA), mede o preço médio de 15 kg de peso de carcaça no abate para vendas de boi gordo

¹⁰Campanha de Vacinação contra a Febre Aftosa

no estado de São Paulo. Os preços em São Paulo são referências para a indústria; regiões menos produtivas tipicamente têm preços mais baixos, mas exibem tendências semelhantes. Todos os preços são deflacionados para valores de dezembro de 2022 usando o Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA).

A.4 Uso da terra

Os dados de uso da terra são obtidos do *Projeto MapBiomas* (Souza et al. 2020), que fornece mapas anuais de resolução de 30 metros derivados de imagens Landsat. Utilizando um classificador de florestas aleatórias, filtros espaço-temporais para minimizar ruído e rigorosas avaliações de acurácia, o MapBiomas classifica cada pixel em categorias predefinidas de uso da terra. Matrizes de transição anuais são criadas comparando classificações de pixels entre anos consecutivos, permitindo um rastreamento detalhado das mudanças no uso da terra ao longo do tempo.

A agrego estatísticas de uso da terra e transições em quatro categorias: agricultura, pastagem, vegetação natural e outras (e.g., pixels não classificados, áreas urbanas e corpos d'água). Minha análise foca nas transições de vegetação natural para pastagem. As probabilidades condicionais de escolha ρ_{mt} são estimadas de forma não paramétrica como a proporção de pixels de vegetação natural convertidos em pastagem em cada município para cada par de anos sucessivos.

A.5 Qualidade da pastagem

Para este estudo, utilizo dados de alta resolução sobre a qualidade das pastagens brasileiras desenvolvidos como parte do *Projeto MapBiomas* (Santos et al. 2022). Esse conjunto de dados é construído com base no *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), uma métrica amplamente utilizada para avaliar a saúde e produtividade da vegetação.

A qualidade da pastagem é influenciada pelas condições ambientais locais, o que significa que uma pastagem considerada degradada em um bioma pode ainda assim apresentar um desempenho adequado em outro (Dias-Filho 2014). Para contabilizar essa heterogeneidade geográfica, os valores medianos de NDVI são normalizados usando percentis máximos e mínimos específicos de cada bioma. Essa normalização garante que as comparações sejam feitas em relação às condições ideais de vegetação dentro de cada bioma.

O uso do NDVI como indicador da qualidade das pastagens baseia-se em sua capacidade de refletir a degradação biológica, capturando a saúde da vegetação e sua produtividade forrageira. No entanto, essa medida é menos eficaz para detectar a degradação agrícola, que envolve o aumento da presença de plantas invasoras que competem com as pastagens (Lapig et al. 2023). Assim, embora os dados sejam altamente adequados para avaliar a qualidade biológica das pastagens, podem subestimar a real extensão da degradação em áreas onde a degradação agrícola é mais prevalente.

Ao empregar esse conjunto de dados, minha análise concentra-se nos cenários contrafactuais de melhoria da qualidade *biológica* das pastagens. Para uma discussão mais ampla sobre

as distinções entre degradação biológica e agrícola, bem como as causas e consequências da degradação das pastagens, ver o Apêndice B.

Para construir um indicador de qualidade das pastagens para cada município, calculo a proporção de sua área de pastagem classificada com alto vigor vegetativo. Essa abordagem oferece a vantagem de produzir uma variável contínua, proporcionando maior granularidade na captura das variações da qualidade das pastagens entre os municípios e ao longo do tempo. Ao focar na proporção de pastagens de alto vigor, a medida considera implicitamente a qualidade de todas as áreas restantes de pastagem, classificando como degradadas aquelas de menor vigor. Isso inclui áreas identificadas como degradadas de forma leve ou severa com base em seu estado vegetativo.

Esse indicador oferece uma métrica mais flexível para avaliar mudanças na qualidade das pastagens e seus impactos potenciais em comparação com uma variável categórica. Nos cenários contrafactuais, ele possibilita a análise de aumentos graduais na proporção de pastagens de alta qualidade. Essas melhorias representam uma recuperação ou restauração hipotética de áreas de pastagem degradadas, abrangendo todo o espectro de degradação, desde a leve até a severa.

A.6 Comércio internacional

Para lidar com preocupações de endogeneidade na determinação de preços, utilizo choques exógenos de demanda derivados das tendências das importações agrícolas chinesas como variáveis instrumentais. Esses choques representam variações externas na demanda que são independentes das condições locais de oferta. Especificamente, construo uma variável instrumental do tipo shift-share que aloca choques agregados de demanda da China para os municípios brasileiros em proporção às suas respectivas participações de mercado. Essa abordagem me permite isolar variações exógenas nos preços locais que decorrem das condições do mercado global.

Os dados de comércio utilizados para a construção deste instrumento vêm do *CEPII BACI* - *International Trade Database at the Product-Level* (Gaulier et al. 2010). O conjunto de dados BACI fornece fluxos comerciais bilaterais detalhados entre mais de 200 países e cobre aproximadamente 5.000 produtos classificados de acordo com o Sistema Harmonizado (códigos de 6 dígitos). O período coberto vai de 1995 a 2022, e eu alinho minha análise com a literatura sobre o choque da China, adotando o ano 2000 como base, refletindo a adesão da China à Organização Mundial do Comércio (OMC) em 2001.

A.7 Biomassa de carbono acima do solo

No modelo, os retornos de manter as áreas como vegetação natural dependem da biomassa de carbono acima do solo. Para isso, utilizo dados espaciais de alta resolução (30 metros) de Biomassa Lenhosa Viva Acima do Solo (AGB), medidos em megagramas por hectare para o ano 2000. Esses dados foram desenvolvidos por Harris et al. (2021), com base na metodologia

de Baccini et al. (2012). Os autores integram medições de biomassa em campo de mais de 700.000 locais amostrais com imagens de satélite do Landsat, processadas por meio de um modelo preditivo de aprendizado de máquina.

Por fim, converto o peso da biomassa fornecido no conjunto de dados para o potencial de liberação de CO_2 , levando em consideração o peso molecular do dióxido de carbono, conforme Araujo, Costa, et al. (2020). Para converter a biomassa acima do solo em potencial de liberação de CO_2 , primeiro divido o peso por 2 para estimar o conteúdo de carbono, pois a biomassa é composta aproximadamente por 50% de carbono. Em seguida, multiplico esse conteúdo de carbono pela razão entre os pesos moleculares do CO_2 (44) e do carbono (12), convertendo assim o conteúdo de carbono na quantidade equivalente de dióxido de carbono. Essa conversão permite a comparação direta com estimativas internacionais do custo social do carbono.

A.8 Controles climáticos

Para os controles climáticos, utilizo dados do conjunto de dados *TerraClimate*, que oferece estimativas mensais globais de alta resolução para clima e balanço hídrico (Abatzoglou et al. 2018). O TerraClimate integra normais climatológicas com dados temporais para produzir estimativas mensais abrangentes. Incluo dados de temperatura mínima, média e máxima, bem como o Índice de Severidade da Seca de Palmer (PDSI), uma medida padronizada da disponibilidade de umidade a longo prazo que leva em conta precipitação, evapotranspiração e balanço hídrico do solo. O PDSI é particularmente relevante para seu impacto na qualidade das pastagens, pois reflete a disponibilidade de água para o crescimento das plantas, sendo que condições de seca levam à redução da produtividade e qualidade do pasto.

A.9 Custo de transporte e acesso ao mercado

Para controlar os efeitos da infraestrutura de transporte sobre o desmatamento, utilizo estimativas de custo de transporte ajustadas por qualidade e uma medida de acesso ao mercado para outras regiões (Araujo, Assunção, et al. 2023; Araujo, Costa, et al. 2024). Essas métricas são baseadas em dados geográficos detalhados sobre rodovias, hidrovias, ferrovias e portos. Elas estimam o custo de transporte de mercadorias para mercados internacionais e quantificam a conectividade de um município com outras regiões. A medida de acesso ao mercado é derivada de um modelo de comércio inter-regional que incorpora a distribuição populacional e a elasticidade do comércio.

A.10 Adequação das pastagem

Para levar em conta os fatores biofísicos que influenciam a produtividade agrícola, utilizo um índice de adequação para pastagem (pasture suitability) desenvolvido pelo projeto Global Agro-Ecological Zones da Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura

(FAO) (Velthuizen et al. 2007). Esse índice integra múltiplas dimensões de clima, solo e características do terreno para estimar a produtividade alcançável para pastagem, fornecendo uma pontuação de 0 a 10000. Os fatores climáticos incluem condições térmicas, duração do período de crescimento, variabilidade climática e limitações como temperaturas frias ou umidade insuficiente. Características do solo, como profundidade, tipo e qualidade, também são consideradas, assim como atributos do terreno, como inclinação. Com esse índice, posso controlar simultaneamente diversos determinantes ambientais da produtividade das pastagens.

B Detalhes sobre a degradação de pastagens

A degradação de pastagens refere-se à redução da capacidade de suporte da pastagem para a pecuária. Esse fenômeno é caracterizado por uma perda progressiva do vigor e da resiliência da pastagem, prejudicando sua capacidade de se recuperar após o pastejo ou condições ambientais adversas. Como resultado, a degradação das pastagens representa um desafio significativo para a sustentabilidade dos sistemas de produção pecuária. A degradação de pastagens pode ser amplamente categorizada em dois tipos principais: degradação agrícola e degradação biológica (Dias-Filho 2014).

A degradação agrícola está principalmente associada à invasão de espécies vegetais indesejáveis e à proliferação de plantas daninhas. Essas plantas competidoras reduzem a disponibilidade de forragem de alta qualidade para o gado, tornando o pastejo cada vez mais ineficiente. Com o tempo, a dominância das plantas daninhas suprime ainda mais a produtividade da pastagem, criando um ciclo vicioso de menor disponibilidade de forragem, redução no desempenho do gado e declínio na produção agropecuária.

Por outro lado, a degradação biológica surge da deterioração do solo. Manifesta-se na redução da cobertura vegetal, levando à erosão do solo, perda de matéria orgânica e esgotamento de nutrientes essenciais para o crescimento das plantas. Essa forma de degradação é mais grave do que a degradação agrícola, pois compromete a capacidade fundamental do solo de sustentar qualquer vegetação, agravando ainda mais os desafios ambientais e produtivos.

Os fatores que impulsionam a degradação incluem uma combinação de práticas inadequadas de manejo do pastejo e fatores ambientais externos. O manejo inadequado do pastejo – como o superpastejo, a ausência de períodos adequados de descanso, a negligência na restauração da fertilidade do solo e a dependência excessiva do fogo – contribui significativamente tanto para a degradação agrícola quanto para a biológica. Além disso, fatores como infestações de pragas, doenças vegetais e condições ambientais adversas (por exemplo, baixa precipitação ou baixa fertilidade do solo) amplificam o processo de degradação.

Os esforços de recuperação geralmente envolvem intervenções como a restauração da fertilidade do solo, a ressemeadura com espécies forrageiras de alta qualidade e a implementação de sistemas de pastejo rotacionado. Essas medidas não apenas abordam os sintomas da degradação, mas também enfrentam suas causas fundamentais, incluindo o manejo inadequado do pastejo e os desequilíbrios nutricionais (Dias-Filho 2015).

No Brasil, a degradação de pastagens continua sendo um problema persistente, afetando tanto a saúde ambiental das áreas de pastagem quanto a viabilidade econômica da pecuária. Embora melhorias recentes tenham sido documentadas, pastagens degradadas ainda representam uma parcela substancial da área total de pastagens. Por exemplo, em 2018, 58,9% das pastagens no Brasil apresentavam algum nível de degradação (Santos et al. 2022).

A recuperação de pastagens degradadas é frequentemente apresentada na literatura como um componente-chave das estratégias de intensificação agropecuária, com potencial para aumentar a produtividade e, ao mesmo tempo, reduzir a pressão sobre os ecossistemas naturais. Ao melhorar a capacidade produtiva das pastagens existentes, alguns argumentam que a

recuperação das pastagens poderia desestimular a necessidade de conversão de novas áreas e, assim, ajudar a conter o desmatamento (Carlos et al. 2022; Dias-Filho 2012; Feltran-Barbieri et al. 2021).

No entanto, embora essa premissa seja amplamente citada, ela permanece em grande parte não testada no contexto de modelos econômicos abrangentes de uso da terra. Conforme demonstrado neste artigo, a relação entre a qualidade da pastagem e a conversão de terras é complexa. Enquanto pastagens de maior qualidade podem, de fato, reduzir o desmatamento ao aumentar os custos de conversão (o efeito Borlaug), os ganhos de produtividade associados podem, simultaneamente, incentivar a conversão de terras ao elevar os retornos econômicos da pecuária (o efeito Jevons). Essas forças contrapostas sugerem que o potencial da recuperação de pastagens como estratégia de mitigação do desmatamento deve ser cuidadosamente analisado, especialmente em discussões de políticas voltadas ao desenvolvimento agropecuário sustentável.

C Detalhes técnicos

C.1 Margem Intensiva

C.1.1 Derivação da condição de otimalidade

A condição de primeira ordem estabelece que, no ótimo, a receita marginal é igual ao valor marginal futuro descontado do rebanho.

$$\frac{\partial r(c_{it}; \mathbf{s}_{mt})}{\partial c_{it}} = -\beta \, \mathbb{E}_t \left[\frac{\partial \mathcal{V}(h_{it+1}; \mathbf{s}_{mt+1})}{\partial h_{it+1}} \frac{\partial h_{it+1}}{\partial c_{it}} \right]
= \beta \, \mathbb{E}_t \left[\frac{\partial \mathcal{V}(h_{it+1}; \cdot)}{\partial h_{it+1}} \right]$$
(10)

E, pelo teorema do envelope, no ótimo, o valor marginal é igual ao valor marginal futuro descontado, aumentado por ϕ , menos os custos marginais.

$$\frac{\partial \mathcal{V}(h_{it}; \boldsymbol{s_{mt}})}{\partial h_{it}} = -\frac{\partial \psi(h_{it}; \boldsymbol{s_{mt}})}{\partial h_{it}} + \beta \, \mathbb{E}_t \left[\frac{\partial \mathcal{V}(h_{it+1}; \boldsymbol{s_{mt+1}})}{\partial h_{it+1}} \frac{\partial h_{it+1}}{\partial h_{it}} \right]
= -\frac{\partial \psi(h_{it}; \cdot)}{\partial h_{it}} + \beta (1 + \phi) \, \mathbb{E}_t \left[\frac{\partial \mathcal{V}(h_{it+1}; \cdot)}{\partial h_{it+1}} \right]$$
(11)

Substituindo 10 em 11 obtemos:

$$\frac{\partial \mathcal{V}(h_{it};\cdot)}{\partial h_{it}} = -\frac{\partial \psi(h_{it};\cdot)}{\partial h_{it}} + (1+\phi)\frac{\partial r(c_{it};\cdot)}{\partial c_{it}}$$

Avançando uma unidade de tempo e substituindo de volta em 10, chegamos à condição de otimalidade do problema, dada pela seguinte equação de Euler:

$$\frac{\partial r(c_{it};\cdot)}{\partial c_{it}} = \beta \,\mathbb{E}_t \left[(1+\phi) \frac{\partial r(c_{it+1};\cdot)}{\partial c_{it+1}} - \frac{\partial \psi(h_{it+1};\cdot)}{\partial h_{it+1}} \right] \tag{12}$$

Isso significa que o abate ótimo c_{it} é aquele que iguala a receita marginal de uma venda em t ao custo de oportunidade marginal esperado descontado da venda postergada para t+1. Cada novo animal vendido aumenta as receitas em t, mas reduz o rebanho para o próximo período, diminuindo as receitas potenciais, ao mesmo tempo em que reduz o custo de manutenção do rebanho.

Note que, para cada parcela i no município m, os pecuaristas enfrentam a mesma condição de otimalidade. Portanto, posso denotar a escolha ótima h_{it}^{\star} para cada parcela no município m simplesmente como h_{mt} . A partir das formas funcionais especificadas, as receitas e custos

marginais são dados por:

$$\frac{\partial r(c_{it};\cdot)}{\partial c_{it}} = \alpha_p p_{mt}$$

$$\frac{\partial r(c_{it+1}; \cdot)}{\partial c_{it+1}} = \alpha_p p_{mt+1}$$

$$\frac{\partial \psi(h_{mt+1}; \cdot)}{\partial h_{mt+1}} = \delta h_{mt+1} + \boldsymbol{x}_{it+1} \gamma_x + \gamma_g + \gamma_t (t+1) + \varepsilon_{it+1}$$

Com isso, posso escrever a equação de Euler 12 da seguinte forma.

$$\frac{1}{\beta}\alpha_p p_{mt} = \alpha_p (1+\phi) \, \mathbb{E}_t[p_{mt+1}] - \mathbb{E}_t \Big[\delta h_{mt+1} + \boldsymbol{x}_{it+1} \gamma_x + \gamma_g + \gamma_t (t+1) + \varepsilon_{it+1} \Big]$$
(13)

Note que, a partir da equação de transição, o processo de decisão sobre c_{it} no período t também define h_{mt+1} . Assim, posso escrever $\mathbb{E}_t[h_{mt+1}] = h_{mt+1}$.

$$\delta h_{mt+1} = \alpha_p(1+\phi) \, \mathbb{E}_t[p_{mt+1}] - \frac{1}{\beta} \alpha_p p_{mt} - \mathbb{E}_t[\boldsymbol{x_{it+1}} \gamma_x] - + \gamma_g - \gamma_t(t+1) - \mathbb{E}_t[\varepsilon_{it+1}]$$

Que pode então ser reescrita como 2.

C.2 Margem Extensiva

C.2.1 Derivação da condição de otimização

Defino ainda a função valor ex-ante, que é o valor esperado de estar no estado s_{mt} antes da realização dos choques ν_{it} .

$$\overline{V}(0, \, \boldsymbol{s_{mt}}) \equiv \mathbb{E}_{\boldsymbol{
u}} \big[\, V(0, \, \boldsymbol{s_{mt}}, \boldsymbol{
u_{it}}) \, bigr \big]$$

E as funções valor condicionais, que são o valor presente de escolher j no período t e se comportar de forma ótima posteriormente. Aqui, considere $\pi_{mt}(j)$ como os retornos $\pi(j, \boldsymbol{s_{mt}}, \boldsymbol{\nu_{it}})$ líquidos dos choques idiossincráticos ν_{ijt} .

$$v(0, \boldsymbol{s_{mt}}) = \pi_{mt}(0) + \beta \mathbb{E} \left[\overline{V}(0, \boldsymbol{s_{mt+1}}) \mid \boldsymbol{s_{mt}} \right]$$
(14)

$$v(1, \boldsymbol{s_{mt}}) = \pi_{mt}(1) \tag{15}$$

A suposição 4 dos choques de margem extensiva EV1 implica que as probabilidades condicionais de escolha têm soluções logit em forma fechada. Ou seja, a probabilidade de observar uma escolha de conversão de terra de floresta para pastagens ($j_t = 1$), é dada por:

$$\rho(1 \mid \boldsymbol{s_{mt}}) = \frac{\exp[v(1, \boldsymbol{s_{mt}})]}{\exp[v(0, \boldsymbol{s_{mt}})] + \exp[v(1, \boldsymbol{s_{mt}})]}$$

Para simplificar a notação, doravante denoto $\rho(1 \mid s_{mt}) = \rho_{mt}$ e $\rho(0 \mid s_{mt}) = 1 - \rho_{mt}$, o que decorre do conjunto binário de escolhas. Usando a inversão de Hotz et al. (1993), posso reorganizar as probabilidades condicionais de escolha e relacionar sua razão à diferença nas funções valor condicionais:

$$\log\left(\frac{\rho_{mt}}{1-\rho_{mt}}\right) = v(1, \boldsymbol{s_{mt}}) - v(0, \boldsymbol{s_{mt}})$$
(16)

E aplicando o *Lema 1* de Arcidiacono and Miller (2011) ao caso EV1, a função valor ex-ante pode ser reescrita em relação à função valor condicional de qualquer escolha arbitrária:

$$\overline{V}_{it}(0) = v(1, \boldsymbol{s_{mt}}) - \log(\rho_{mt}) + \gamma \tag{17}$$

Onde γ é a constante de Euler-Mascheroni. Na equação 16, substituo as funções valor condicionais por 14 e 15, e aplico a equação 17 avançada um período:

$$\log \left(\frac{\rho_{mt}}{1 - \rho_{mt}}\right) = \pi_{mt}(1) - \pi_{mt}(0) - \beta \mathbb{E}_t \left[\overline{V}_{it+1}(0)\right]$$
$$= \pi_{mt}(1) - \pi_{mt}(0) - \beta \mathbb{E}_t \left[\pi_{mt+1}(1) - \log(\rho_{mt+1}) + \gamma\right]$$

Agora, abro $\pi_{mt+1}(1)$ para incluir a função valor da margem intensiva.

$$\log\left(\frac{\rho_{mt}}{1-\rho_{mt}}\right) = -\Psi(\boldsymbol{s_{mt}}) + \mathcal{V}(h_{mt} = 0, \boldsymbol{s_{mt}}) + \xi_{mt} - \pi_{mt}(0)$$

$$-\beta \mathbb{E}_t \left[-\Psi(\boldsymbol{s_{mt+1}}) + \mathcal{V}(h_{mt+1} = 0, \boldsymbol{s_{mt+1}}) + \xi_{mt+1} - \log(\rho_{mt+1}) + \gamma \right]$$
(18)

Antes de avançar, primeiro desenvolvo a seguinte diferença das funções de valor da margem intensiva. De agora em diante, denoto as decisões ótimas no caminho onde o lote é desmatado em t usando variáveis com um asterisco (*), e onde foi desmatado em t+1 usando variáveis com dois asteriscos (**).

$$\mathcal{V}(h_{mt} = 0, \boldsymbol{s_{mt}}) - \beta \mathbb{E}_{t} \left[\mathcal{V}(h_{mt+1} = 0, \boldsymbol{s_{mt+1}}) \right]$$

$$= r(c_{it}^{*}; \cdot \mid h_{mt} = 0) + \beta \mathbb{E}_{t} \left[\mathcal{V}(h_{mt+1}^{*}; \cdot) \right]$$

$$- \beta \mathbb{E}_{t} \left[r(c_{it+1}^{**}; \cdot \mid h_{mt+1} = 0) + \beta \mathbb{E}_{t+1} \left[\mathcal{V}(h_{mt+2}^{**}; \cdot) \right] \right]$$

E desenvolvendo mais:

$$\mathcal{V}(h_{mt} = 0, \mathbf{s}_{mt}) - \beta \mathbb{E}_{t} \Big[\mathcal{V}(h_{mt+1} = 0, \mathbf{s}_{mt+1}) \Big] \\
= r(c_{it}^{*}; \cdot \mid h_{mt+1} = 0) + \beta \mathbb{E}_{t} \Big[r(c_{it+1}^{*}; \cdot) - \psi(h_{mt+1}^{*}; \cdot) + \beta \mathbb{E}_{t+1} [\mathcal{V}(h_{mt+2}^{*}; \cdot)] \Big] \\
- \beta \mathbb{E}_{t} \Big[r(c_{it+1}^{**}; \cdot \mid h_{mt+1} = 0) + \beta \mathbb{E}_{t+1} \Big[\mathcal{V}(h_{mt+2}^{**}; \cdot) \Big] \Big]$$

As receitas $r(c^*_{it+1};\cdot)$ e $r(c^{**}_{it+1};\cdot\mid h_{mt+1}=0))$ não são iguais, pois a última decorre da

alocação inicial do rebanho em t+1. Nessas alocações iniciais, pode-se demonstrar, usando a equação de movimento, que os consumos sozinhos definem o rebanho que será deixado para o próximo período. Isto é:

$$c_{it \mid h_{mt}=0}^* = -h_{mt+1}^*$$

$$c_{it+1 \mid h_{mt+1}=0}^{**} = -h_{mt+2}^{**}$$
(19)

Mais importante, pode-se demonstrar que $h_{mt+2}^* = h_{mt+2}^{**}$. Isso ocorre porque a escolha ótima do rebanho do próximo período decorre da condição de Euler da margem intensiva (equação 12) e é apenas prospectiva. Independentemente do rebanho herdado, o pecuarista consumirá de forma ótima para que termine o período com o rebanho definido pela mesma condição de otimalidade.

Isso significa que, seja desmatando em t ou em t+1, no final de t+1 o pecuarista terá um rebanho de tamanho $h^*_{mt+2} = h^{**}_{mt+2}$. Segue-se, então, que $\mathcal{V}(h^*_{mt+2};\cdot) = \mathcal{V}(h^{**}_{mt+2};\cdot)$. Ou seja, a propriedade de dependência finita se mantém e posso eliminar os valores de continuação. Portanto, podemos escrever a diferença como:

$$\mathcal{V}(h_{mt} = 0, \mathbf{s}_{mt}) - \beta \mathbb{E}_{t} \Big[\mathcal{V}(h_{mt+1} = 0, \mathbf{s}_{mt+1}) \Big]$$

$$= r(c_{it}^{*}; \cdot \mid h_{mt} = 0) + \beta \mathbb{E}_{t} \Big[r(c_{it+1}^{*}; \cdot) - \psi(h_{mt+1}^{*}; \cdot) - r(c_{it+1}^{**}; \cdot \mid h_{mt+1} = 0) \Big]$$

Agora podemos retornar à equação 18 e substituir essa diferença.

$$\log \left(\frac{\rho_{mt}}{1 - \rho_{mt}} \right) = -\Psi(\boldsymbol{s_{mt}}) + \xi_{mt} - \pi_{mt}(0) - \beta \, \mathbb{E}_t \Big[-\Psi(\boldsymbol{s_{mt+1}}) + \xi_{mt+1} - \log(\rho_{mt+1}) + \gamma \Big]$$

$$+ r(c_{it}^*; \cdot \mid h_{mt} = 0) + \beta \, \mathbb{E}_t \Big[r(c_{it+1}^*; \cdot) - \psi(h_{mt+1}^*; \cdot) - r(c_{it+1}^{**}; \cdot \mid h_{mt+1} = 0) \Big]$$

Agora, utilizando as formas funcionais especificadas para receitas e custos da margem intensiva (1), retornos da margem extensiva (4) e os resultados de 19.

$$\log \left(\frac{\rho_{mt}}{1 - \rho_{mt}}\right) + \beta \gamma = -\Psi(\boldsymbol{s_{mt}}) + \xi_{mt} - \alpha_b b_m - \xi_{mt}$$
$$-\beta \mathbb{E}_t \left[-\Psi(\boldsymbol{s_{mt+1}}) + \xi_{mt+1} - \log(\rho_{mt+1}) \right]$$
$$-\alpha_p p_{mt} h_{mt+1}^* + \beta \alpha_p \mathbb{E}_t \left[p_{mt+1} (c_{it+1}^* + h_{mt+2}^*) \right]$$
$$-\beta \mathbb{E}_t \left[\left[\frac{1}{2} \delta h_{mt+1}^* + \boldsymbol{x_{it+1}} \gamma_x + \varepsilon_{it+1} \right] h_{mt+1}^* \right]$$

Pela equação de movimento, tem-se que $c^*_{it+1} + h^*_{mt+2} = (1+\phi)h^*_{mt+1}$. Além disso, pela equação de Euler da margem intensiva especificada em 13, também se verifica que:

$$\mathbb{E}_{t}\left[\frac{1}{2}\delta h_{mt+1}^{*} + \boldsymbol{x}_{it+1}\gamma_{x} + \varepsilon_{it+1}\right] = -\frac{1}{\beta}\alpha_{p}p_{mt} + \alpha_{p}(1+\phi)\mathbb{E}_{t}[p_{mt+1}] - \mathbb{E}_{t}\left[\frac{1}{2}\delta h_{mt+1}^{*}\right]$$

Portanto, posso reescrever a equação como:

$$\log\left(\frac{\rho_{mt}}{1-\rho_{mt}}\right) + \beta\gamma = -\Psi(\boldsymbol{s_{mt}}) + \xi_{mt} - \alpha_b b_m - \xi_{mt}$$
$$-\beta \mathbb{E}_t \left[-\Psi(\boldsymbol{s_{mt+1}}) + \xi_{mt+1} - \log(\rho_{mt+1}) \right]$$
$$-\alpha_p p_{mt} h_{mt+1}^* + \beta \alpha_p (1+\phi) \mathbb{E}_t \left[p_{mt+1} h_{mt+1}^* \right]$$
$$-\beta \mathbb{E}_t \left[\left[-\frac{1}{\beta} \alpha_p p_{mt} + \alpha_p (1+\phi) p_{mt+1} - \frac{1}{2} \delta h_{mt+1}^* \right] h_{mt+1}^* \right]$$

A qual pode ser facilmente simplificada e rearranjada para:

$$\log \left(\frac{\rho_{mt}}{1 - \rho_{mt}}\right) + \beta \gamma = -\Psi(\boldsymbol{s_{mt}}) - \alpha_b b_m$$
$$+ \beta \mathbb{E}_t \left[\Psi(\boldsymbol{s_{mt+1}})\right] - \beta \mathbb{E}_t \left[\xi_{mt+1}\right]$$
$$+ \beta \mathbb{E}_t \left[\log(\rho_{mt+1})\right] + \frac{\beta}{2} \delta(h_{mt+1}^*)^2$$

Rearranjo a equação anterior e aplico expectativas racionais, permitindo-me escrever os valores esperados como a soma das realizações e um erro de expectativa, obtendo assim a equação em 5.

C.3 Instrumentos

C.3.1 Preços

Para lidar com a potencial endogeneidade dos preços do gado na minha regressão, utilizo uma abordagem de Variável Instrumental de Shift-Share (SSIV) baseada em choques exógenos nas importações de carne da China. Esse método aproveita o substancial e bem documentado aumento da demanda da China por produtos agrícolas nas últimas décadas, especialmente desde sua adesão à Organização Mundial do Comércio (OMC) em 2001. O instrumento é construído seguindo a metodologia de Carreira et al. (2024), que, por sua vez, se baseia teoricamente no arcabouço de Borusyak et al. (2022). Essa abordagem isola variações exógenas nos resultados locais ao combinar choques de nível nacional com as participações iniciais da produção no nível regional.

O primeiro passo na construção do instrumento envolve a estimativa do componente de choque exógeno do crescimento das importações chinesas. Utilizando dados detalhados de comércio por produto-país-ano, estimo uma regressão auxiliar para identificar as taxas de crescimento específicas das importações da China para cada categoria de produto 11 $_{j}$. Essa regressão exclui dados brasileiros para garantir que os choques não sejam influenciados por

¹¹Um produto é identificado pelo seu código de 6 dígitos na classificação do "Sistema Harmonizado" da Organização Mundial das Alfândegas (OMA). Os dados utilizados aqui referem-se a carne fresca, refrigerada ou congelada de bovinos (Capítulo 02 do SH, Posições 01 e 02).

fatores domésticos. A regressão assume a seguinte forma:

$$G_{cj,t} = \gamma_{j,t} + \psi_{\mathsf{China}, j,t} + \epsilon_{cj,t}$$

Aqui, $G_{cj,t}$ denota a taxa de crescimento das importações do país c do produto j no ano t, medida em relação a um ano base. O termo $\gamma_{j,t}$ captura efeitos fixos ano-produto, variando entre produtos e anos, para considerar características específicas de cada produto ao longo do tempo que são invariantes entre países. Já $\psi_{\text{China}, j,t}$ representa dummies específicas da China e do produto, que isolam o componente do crescimento das importações exclusivamente atribuível à demanda chinesa pelo produto j no ano t. O termo residual $\epsilon_{cj,t}$ reflete qualquer variação não explicada. Defino o ano base como 2000, imediatamente antes da adesão da China à OMC em 2001, seguindo Carreira et al. (2024), para garantir que o período base reflita com precisão as condições pré-tratamento, sem influência de mudanças políticas subsequentes.

Após obter as taxas de crescimento das importações específicas da China estimadas ($\widehat{\psi}_{\mathsf{China},\ j,t}$), construo o Instrumento Shift-Share como:

$$\widehat{x}_{m,t} = \sum_{j} S_{mj,\bar{t}} \cdot x_{j,\bar{t}} \cdot \widehat{\psi}_{\text{China}, j,t}$$
(20)

Nesta expressão, $S_{m,\bar{t}}$ representa a participação da produção no município m no ano base \bar{t} . Essa participação é derivada do censo agropecuário de 1995, garantindo que antecede o ano base e não seja afetada por choques subsequentes. $x_{j,\bar{t}}$ é o volume das exportações brasileiras do produto j para a China no ano base. Por fim, $\hat{\psi}_{\text{China}, j,t}$ denota as taxas de crescimento previstas das importações chinesas para o produto j no ano t, conforme estimado na regressão auxiliar.

Essa variável Shift-Share combina os choques exógenos de nível nacional $\widehat{\psi}_{\mathsf{China},\,j,t}$ com as participações iniciais da produção regional $S_{m,\bar{t}}$, garantindo que o instrumento capture variações nos resultados regionais decorrentes do crescimento da demanda da China, e não de fatores locais endógenos. Os valores do ano base para as participações e exportações asseguram que a linha de base para comparação dos choques seja pré-determinada e independente das principais mudanças políticas que desencadearam o choque. O uso desse instrumento é particularmente adequado para a análise dos preços do gado, pois as importações chinesas de carne têm sido um dos principais motores das mudanças na demanda global, especialmente por carne bovina. Ao isolar o componente exógeno dessa demanda, o instrumento Shift-Share atua como um deslocador de demanda (Angrist et al. 2001), proporcionando uma estratégia crível para lidar com a endogeneidade dos preços no lado da oferta.

C.3.2 Qualidade das Pastagens

Para lidar com a potencial endogeneidade na qualidade das pastagens, utilizo o Índice de Severidade de Seca de Palmer (PDSI) do ano anterior como instrumento. Especificamente, tomo a menor observação mensal dentro do ano para capturar as condições mais secas experimen-

tadas, que têm o maior impacto na qualidade das pastagens.

O PDSI é uma métrica amplamente utilizada para medir a severidade da seca, comparando os níveis atuais de umidade com médias históricas. Baseio-me nos valores mensais do PDSI calculados por Abatzoglou et al. (2018) no conjunto de dados TerraClimate. Esses valores são derivados de um modelo climático de balanço hídrico modificado de Thornthwaite-Mather, que incorpora precipitação (suprimento de umidade), evapotranspiração de referência (demanda de umidade) e armazenamento de água no solo. A evapotranspiração de referência é estimada usando a abordagem de balanço de energia de Penman-Monteith da FAO, que leva em conta temperatura do ar, radiação solar, umidade do ar e velocidade do vento.

O PDSI é um instrumento robusto para a qualidade das pastagens, pois mede a disponibilidade de umidade do solo – um fator crítico para o crescimento da vegetação e a produção de forragem. Ao refletir os efeitos da variabilidade climática, o PDSI captura como as secas influenciam a saúde e a produtividade da vegetação. Seu design padronizado também permite comparações consistentes do estresse climático na qualidade das pastagens entre municípios, regiões, biomas e ao longo do tempo.

O uso dos valores mínimos do PDSI foca nas condições de seca mais severas, como os meses mais secos ou os períodos de estiagem mais intensos. Esses eventos extremos são particularmente relevantes para a qualidade das pastagens, pois representam períodos em que a vegetação está mais estressada e a disponibilidade de forragem é mais baixa. O uso de valores defasados garante a exogeneidade do instrumento, uma vez que as condições climáticas passadas são pré-determinadas e não influenciadas pelas decisões agrícolas ou mudancas no uso da terra no presente.

A principal hipótese é que condições de seca, conforme medidas pelo PDSI, influenciam o manejo do rebanho e as decisões sobre o uso da terra apenas indiretamente por meio de seu efeito sobre a qualidade das pastagens. Por exemplo, secas severas podem levar a uma menor disponibilidade de forragem, levando os produtores a ajustar o tamanho do rebanho (Skidmore 2023) ou desmatar áreas adicionais para pastagem (Desbureaux et al. 2018). Essa relação indireta sustenta a validade do PDSI como instrumento para abordar a endogeneidade da qualidade das pastagens no modelo de regressão.

D Exercícios empíricos adicionais

D.1 Margem intensiva: resultados da primeira etapa

Table 6: Intensive margin first stage results

| Dependent Variables: | p_{mt} | p_{mt+1} | Pasture Quality (x_{mt+1}) |
|----------------------|--------------|--------------|------------------------------|
| Variables | | | |
| $ssiv_{mt}$ | -19.93*** | -21.23*** | 0.0140*** |
| | (3.417) | (3.645) | (0.0021) |
| $ssiv_{mt+1}$ | 13.23*** | 14.08*** | -0.0092*** |
| | (2.261) | (2.411) | (0.0014) |
| pdsi₋min | 0.1117*** | 0.1100*** | $5.68 \times 10^{-5***}$ |
| | (0.0201) | (0.0207) | (1×10^{-5}) |
| Year | 79.05*** | 59.88*** | 0.0075*** |
| | (0.9454) | (0.9916) | (0.0003) |
| Temperature | ✓ | ✓ | \checkmark |
| Past. Suit. | \checkmark | \checkmark | \checkmark |
| Mkt. Acc. | \checkmark | \checkmark | \checkmark |
| Transp. Cost | \checkmark | \checkmark | \checkmark |
| Fixed-effects | | | |
| Biome | \checkmark | \checkmark | \checkmark |
| Fit statistics | | | |
| Observations | 6,487 | 6,487 | 6,487 |
| F-test | 309.45 | 173.59 | 98.484 |
| F-test (1st stage) | 49.981 | 47.741 | 38.057 |

Clustered (Municipality) standard-errors in parentheses

D.2 Margem intensiva com efeitos fixos municipais

Table 7: Intensive margin FE regression results

| Dependent Variable: | | h_{mt+1} |
|------------------------------|-------------------------|--------------|
| 1 | OLS | IV |
| Variables | | |
| p_{mt} | -0.0004*** | -0.0004*** |
| | (6.4×10^{-5}) | (0.0002) |
| p_{mt+1} | 0.0004*** | 0.0004** |
| | (6.18×10^{-5}) | (0.0002) |
| Pasture Quality (x_{mt+1}) | 0.0953*** | 0.3666*** |
| | (0.0155) | (0.0658) |
| Year | 0.0047*** | 0.0069*** |
| | (0.0014) | (0.0024) |
| Temperature | \checkmark | \checkmark |
| Past. Suit. | | |
| Mkt. Acc. | \checkmark | \checkmark |
| Transp. Cost | | |
| Fixed-effects | | |
| Municipality | \checkmark | \checkmark |
| Fit statistics | | |
| Observations | 6,487 | 6,487 |
| F-test | 5,689.8 | 7,821.2 |

Clustered (Municipality) standard-errors in parentheses

D.3 Margem extensiva: resultados da primeira etapa

Table 8: Extensive margin first stage results

| Dependent Variable: | Pasture Quality ($\beta x_{mt+1} - x_{mt}$) | |
|-------------------------------|---|--|
| Variables | | |
| pdsi₋min | $-5.9 \times 10^{-5***}$ | |
| · | (2.07×10^{-6}) | |
| $\frac{\beta}{2}(h_{mt+1})^2$ | -0.0301*** | |
| 2 () | (0.0072) | |
| b_m | -0.0002*** | |
| | (9.17×10^{-6}) | |
| $(\beta + (\beta - 1)t)$ | 0.0005 | |
| | (0.0010) | |
| Temperature | \checkmark | |
| Past. Suit. | \checkmark | |
| Mkt. Acc. | \checkmark | |
| Transp. Cost | \checkmark | |
| Fixed-effects | | |
| Biome | \checkmark | |
| Fit statistics | | |
| Observations | 6,210 | |
| F-test | 106.02 | |
| F-test (1st stage) | 715.73 | |

Clustered (Municipality) standard-errors in parentheses

D.4 Exercício de margem extensiva com dados de pesquisa

Table 9: Extensive margin regression with survey data

| Dependent Variable: | $\log\left(\frac{\rho_{mt}}{1-\rho_{mt}}\right) - \beta\log(\rho_{mt+1}) + \beta\gamma$ | | |
|---|---|-------------------------|--|
| | OLS | IV | |
| Variables | | | |
| $\frac{\beta}{2}(h_{mt+1})^2$ | 0.1171*** | 0.3427*** | |
| 2 () | (0.0331) | (0.1006) | |
| Pasture Quality $(\beta x_{mt+1} - x_{mt})$ | 1.382** [*] | 10.76** [*] | |
| . , | (0.0860) | (0.8078) | |
| b_m | -0.0004* [*] * | 0.0013*** | |
| | (6.79×10^{-5}) | (0.0002) | |
| $(\beta + (\beta - 1)t)$ | `-0.0424*** [´] | -0.0660* [*] * | |
| | (0.0047) | (0.0054) | |
| Temperature | ` | √ | |
| Past. Suit. | \checkmark | \checkmark | |
| Mkt. Acc. | \checkmark | \checkmark | |
| Transp. Cost. | \checkmark | \checkmark | |
| Fixed-effects | | | |
| Biome | \checkmark | \checkmark | |
| Fit statistics | | | |
| Observations | 64,736 | 64,736 | |
| F-test | 6.6588 | 6.7972 | |

Clustered (Municipality) standard-errors in parentheses

D.5 Efeito da recuperação de pastagens sobre as reduções de emissões

a. Decomposed b. Aggregated

20%

20%

0%

25%

50%

75%

100%

High-Quality Pastures (%)

Net impact

Net impact

Figure 5: Contrafactual de recuperação de pastagens (Redução de CO_2)

Esta figura apresenta a potencial redução de CO_2 a partir de um contrafactual de recuperação de pastagens. O eixo X mostra a participação mínima de pastagens de alta qualidade estabelecida pela política em cada município. O eixo Y mostra a redução de carbono em relação às emissões de referência para cada nível de política. O painel (a) exibe a desagregação entre os efeitos de Borlaug e Jevons, enquanto o painel (b) mostra o efeito líquido.