

Diversificação e produção agrícola no Brasil

Uma análise por modelos espaciais¹

Pietro Andre Telatin Paschoalino²
José Luiz Parré³

Resumo – O objetivo deste estudo foi analisar a relação entre a diversificação agrícola e a produção das lavouras permanentes e temporárias em 2017 nas microrregiões brasileiras. Para isso, foram utilizados estimadores, como o de mínimos quadrados ordinários, bem como modelos que consideram a dependência espacial nos dados – como os de defasagem espacial (SAR), erro autorregressivo espacial (SEM) e defasagem espacial com erro autorregressivo espacial (SAC), tendo-se considerado os estimadores de máxima verossimilhança e de correção do problema de heterocedasticidade. Os resultados mostram relação negativa entre diversificação e produção agrícola e evidenciam que a estratégia de especialização para o aumento da produção foi eficiente em 2017.

Palavras-chave: diversificação agrícola, econometria espacial, economia agrícola.

Diversification and agricultural production in Brazil: an analysis using spatial models

Abstract – The objective of this study was to analyze the relationship between agricultural diversification and the production of permanent and temporary crops in the year 2017, in Brazilian microregions. For this purpose, some estimators were used, such as the ordinary least squares (OLS), and models that consider the spatial dependence in the data, as the spatial lag regression (SAR), the spatial autoregressive error (SEM), and the spatial autoregressive combined model (SAC), considering the maximum likelihood and the correction for the heteroscedasticity. The results show a negative relationship between diversification and agricultural production, evidencing that the specialization strategy to increase production was efficient in 2017.

Keywords: agricultural diversification, spatial econometrics, agricultural economics.

Introdução

Agroecossistemas são sistemas ecológicos transformados e simplificados para fins agrícolas (Di Falco & Chavas, 2008, p.83, tradução nossa).

Segundo Giller et al. (1997), as práticas agrícolas são responsáveis por afetar diversas funções biológicas e, entre tais práticas, a redução de diversidade agrícola pode afetar, por exemplo,

¹ Original recebido em 14/9/2022 e aprovado em 6/11/2022.

² Doutor em Economia, professor temporário do colegiado de Economia da Universidade Estadual no Norte do Paraná (Uenp). E-mail: pietro_telato@hotmail.com

³ Doutor em Economia Aplicada, professor titular do Departamento de Economia e do Programa de Pós-graduação em Economia da Universidade Estadual de Maringá (PCE/UEM). E-mail: jlparre@uem.br

a repartição equilibrada de nutrientes do solo, bem como interferir negativamente na fixação de matéria orgânica e nitrogênio. Os serviços ecossistêmicos do solo e a diversificação de culturas agrícolas são fatores determinantes sobre a agricultura, e esta última impacta a resiliência agrícola de várias maneiras, com implicações sobre as condições e a biodiversidade do solo (Di Falco & Zoupanidou, 2017).

A produção agrícola é caracterizada por risco, e a diversificação faz parte do planejamento da gestão de risco *ex-ante*, principalmente em ambientes climáticos desfavoráveis (Di Falco & Chavas, 2009). Além da redução de riscos, a diversificação pode apresentar economias de escopo e eficiências de diversificação (Coelli & Fleming, 2004; Rahman, 2009; Piedra-Bonilla et al., 2020).

Porém, destaca-se que o impacto da diversificação agrícola sobre a produção na agricultura ainda não é conclusivo. Estudos demonstram que a diversificação é um fator importante diante da escassez de precipitação ou da degradação ambiental (Di Falco & Chavas, 2008; Di Falco & Zoupanidou, 2017; Donfouet et al., 2017). Além disso, destaca-se que a diversificação pode contribuir na construção de sistemas agrícolas ambientalmente sustentáveis (Piedra-Bonilla et al., 2019).

Apesar de tais resultados, também existem trabalhos que demonstraram relação inversa entre produtividade e diversificação, como Kidane & Zegeye (2018), ainda que o resultado tenha sido não significativo, e Parré & Chagas (2022), embora os autores tenham avaliado a produtividade como um dos determinantes da diversificação. Até mesmo do ponto de vista teórico, levando-se em consideração aspectos de eficiência, segundo Coelli & Fleming (2004), e destacado por Rahman (2009), de forma geral a especialização na produção leva a ganhos de eficiência por meio da divisão do trabalho e dos recursos gerenciais, enquanto eficiências de diversificação, que trabalham em direção oposta às eficiências de especialização, derivam do conhecimento íntimo do ambiente de produção

e dos processos produtivos, ainda que em um ambiente de produção incerto, e da capacidade de ajustar seu trabalho e outros recursos às várias atividades agrícolas (Coelli & Fleming, 2004; Rahman, 2009).

Assim, diante de resultados heterogêneos, justifica-se a necessidade de ampliar os estudos sobre tal temática no Brasil. Avaliar como a diversificação agrícola se correlaciona com a produção, por diferentes métodos, é uma questão importante e ainda pouco explorada na literatura brasileira. Espera-se que o nível de diversificação agrícola tenha apresentado relação com a produção em 2017.

O objetivo deste trabalho foi avaliar a relação entre diversificação de culturas agrícolas com o valor da produção agrícola (lavouras permanentes e temporárias) em 2017 (ano do último censo agropecuário) nas microrregiões brasileiras.

Este estudo usou os dados da Produção Agrícola Municipal (PAM) (IBGE, 2017) e do Censo Agropecuário (IBGE, 2022) e as ferramentas da econometria e da econometria espacial para analisar, assim, a possível dependência espacial nos dados. Destaca-se que tal nível geográfico foi escolhido pelo fato de não ser possível realizar a estimação da diversificação agrícola, da forma como foi construída metodologicamente, para níveis mais desagregados – para municípios, por exemplo –, já que não há informações de produção para determinadas culturas em tais casos.

Neste estudo, a diversificação agrícola é representada através do índice de Shannon, como descrito em Magurran (1988), que usa as proporções da área plantada de cada cultura – no caso específico, em cada uma das microrregiões analisadas. Foi calculado o índice também com base no valor da produção de cada cultura para verificar se os resultados se mantêm robustos diante de tal consideração. Segundo Piedra-Bonilla et al. (2020), com tal variável (valor da produção) considera-se a possibilidade de cultivos sucessivos ou simultâneos e evitam-se erros

de medida que podem estar associados à variável de área.

Não se conhece um estudo que tenha avaliado todo o território nacional e toda a agricultura brasileira – representada neste trabalho pelas lavouras temporárias e permanentes – e que considere os possíveis efeitos espaciais em análise da relação entre diversificação e produção agrícola. Entre os trabalhos nacionais de maior destaque estão Sambuichi et al. (2016), cujo objetivo foi analisar os determinantes da diversificação na agricultura familiar, e Piedra-Bonilla et al. (2020), estudo que avalia como a diversificação agropecuária evolui, com o emprego dos índices de Simpson e Shannon – ambos considerando o valor da produção – entre 1987 e 2017.

Revisão de literatura

Segundo Piedra-Bonilla et al. (2020), a diversificação agropecuária é capaz de reduzir riscos e propiciar economia de escopo, podendo ocorrer de diversas maneiras:

a) Consórcio de culturas – prática que corresponde ao cultivo simultâneo, na mesma área e no mesmo período, de pelo menos duas espécies vegetais.

b) Sucessão de culturas – quando dentro do período de um ano há variação de culturas, ou seja, em períodos diferentes mas na mesma área (Piedra-Bonilla et al., 2020).

c) Rotação de culturas –

[...] alternância de cultivo de espécies vegetais não suscetíveis aos patógenos da cultura alvo, num mesmo local da lavoura, na mesma estação de cultivo [...] (Reis et al., 2011, p.87-88).

d) Integração lavoura-pecuária –

[...] são sistemas planejados que envolvem interações temporais e espaciais em diferentes escalas com exploração animal e agrícola dentro da mesma área, simultaneamente ou desar-

ticulada e em rotação ou sucessão. (Moraes et al., 2014, p.4, tradução nossa).

e) Sistemas agropecuários mistos (SAM) – exploração de culturas e criação de animais no mesmo estabelecimento agropecuário (Piedra-Bonilla et al., 2020).

f) Integração lavoura-pecuária-floresta (ILPF) – quando numa mesma área existem atividades agrícolas, pecuárias e florestais que ocorrem de maneira sustentável, por meio de cultivo consorciado, rotação ou sucessão (Balbino et al., 2012).

g) Agroflorestas –

[...] integram simultaneamente ou sequencialmente culturas anuais, plantas lenhosas perenes, espécies frutíferas, arbustos e animais na mesma área. (Martinelli et al., 2019, p.274, tradução nossa).

De acordo com Iotty & Szapiro (2013), e destacado por Piedra-Bonilla et al. (2020), a economia de escopo ocorre quando dois (ou mais) produtos são produzidos na mesma planta e

$$C(q_a, q_b) < C(q_a, 0) + C(0, q_b) \quad (1)$$

Ou seja, o custo de produzir q_a e q_b na mesma planta – $C(q_a, q_b)$ – é menor do que os de produzir em plantas distintas – $C(q_a, 0)$; $C(0, q_b)$. Os motivos para verificação de tal fato podem ser: a) a existência de fatores comuns – uma vez que determinado insumo tenha sido adquirido, pode-se usá-lo de forma gratuita na produção de outros bens (um exemplo importante seria a irrigação); b) a existência de reserva de capacidade – refere-se ao aproveitamento total da planta produtiva, eliminando a capacidade ociosa; c) a complementaridade tecnológica e comercial – em termos econômicos, essa é a fonte mais importante e decorre de produtos que exibem base técnica e de mercado semelhantes (Iotty & Szapiro, 2013; Piedra-Bonilla et al., 2020).

Dessa forma, a diversificação pode afetar também a eficiência da produção, já que a eficiência de diversificação, que caminha em dire-

ção oposta à eficiência de especialização, pode decorrer, por exemplo, do conhecimento do ambiente de produção e da capacidade de ajustar o uso de insumos às diversas atividades agrícola, como a mão de obra (Rahman, 2009).

É necessário destacar que além da possível economia de escopo e eficiências de diversificação, como colocado anteriormente, o principal objetivo da diversificação na agricultura é “reduzir o risco de retorno geral, selecionando uma mistura de atividades que tenham retornos líquidos com correlação baixa ou negativa”. (Culas & Mahendrarajah, 2005, p.1, tradução nossa).

Destacam-se os estudos seguintes, que avaliaram de que maneira a diversificação agrícola impacta a produção ou produtividade: Chavas & Di Falco (2012), Kidane & Zegeye (2018), Di Falco & Zoupanidou (2017) e Donfouet et al. (2017).

Chavas & Di Falco (2012) estimaram uma função de produção da quantidade produzida de *teff* (quilos) na região de Tigray, na Etiópia, com dados ao nível de fazenda (pesquisa realizada em 1999 e 2000) e com diversas variáveis, entre elas a produção de outros cereais (trigo e cevada). Entre os métodos de estimação, empregaram mínimos quadrados ordinários (MQO), variáveis instrumentais e variáveis instrumentais ponderadas, utilizando como instrumentos para as variáveis endógenas (entre elas, a produção das demais culturas) a heterogeneidade agroecológica da fazenda e a proporção de terras sob medidas de conservação, além da distância para o fornecedor de insumos. Encontraram que o efeito das outras culturas (em sua forma linear) sobre a produção de *teff* é negativa, mas que a interação entre a produção de trigo e cevada foi positiva, demonstrando, assim, que há efeito de complementaridade no ecossistema (Chavas & Di Falco, 2012).

Kidane & Zegeye (2018) avaliaram o impacto da diversificação (índice de Herfindahl) sobre a produtividade da terra (valor da produção em relação à área operada no lote), com dados em painel ao nível de fazenda em nove distritos

da Etiópia em 2010 e 2013. Primeiramente, os autores estimaram a diversificação em um probit fracional via efeitos aleatórios correlacionados e, posteriormente, incluíram os resíduos na equação de produtividade – verificaram que tal variável não se apresentou como endógena. Via estimação da produtividade também por efeitos aleatórios correlacionados, verificaram que o efeito da diversificação sobre a produtividade foi negativo (embora não significativo), e uma possível explicação para o resultado é que gerir um número maior de culturas é mais complexo (exigem-se habilidades e uso e insumos adequados) do que uma produção especializada.

Di Falco & Zoupanidou (2017) avaliaram, por meio de um painel não balanceado com dados ao nível de fazenda entre 1981 e 2003, como a diversificação (contabilizada pelo número de culturas ou de atividades pecuárias) impacta o valor da produção de cereais e leguminosas (em euros). Os autores consideraram a variável de diversificação endógena e, pelo método dos momentos generalizados (GMM) de Arellano-Bond em duas etapas, encontraram efeito positivo da diversificação sobre a produção. Além disso, pela interação com a variável que mede a diversidade do solo, encontraram que tal efeito é maior sobre solos degradados.

Donfouet et al. (2017) avaliaram o impacto da diversificação agrícola (índice de Shannon) sobre o valor da produção agrícola das fazendas francesas especializadas em cereais, sementes oleaginosas e proteaginosas em 2007 com dados construídos ao nível de *small agricultural region* (SAR). Verificam que a diversificação, sua interação com a precipitação e a defasagem espacial da variável dependente são endógenas, usando como instrumentos externos para a diversificação a proporção de terras com alto potencial de biodiversidade e a proporção de fazendas cujo proprietário tem menos de 40 anos, além da construção de instrumentos. De acordo com os resultados estimados por mínimos quadrados generalizados em dois estágios espacial (SAC), a diversificação exibe impacto positivo e significativo na produção, sendo sua contribuição mar-

ginal mais importante quando a precipitação é baixa.

Como destacado por Donfouet et al. (2017), alguns artigos (como Di Falco & Chavas, 2008) demonstram a diversificação de culturas como significativa e positivamente relacionada com a produção, principalmente diante da baixa precipitação. Porém, como visto em Kidane & Zegeye (2018), o resultado pode nem sempre ser positivo, pois envolve outras questões, como as dificuldades e a complexidade para gerir um número maior de culturas.

Parré & Chagas (2022) verificaram queda da diversificação média brasileira, quando medida pelas Unidades da Federação, e estimaram os determinantes da diversificação. Uma das variáveis utilizadas foi a produtividade (valor da produção dividida pela área plantada). A relação entre as variáveis foi negativa, e uma possível explicação é que, como o valor da produção é feito com valores monetários, então privilegia-se o mercado de commodities, que apresentou preços elevados nos últimos anos (Parré & Chagas, 2022).

Destaca-se também que Caldeira (2019) fez uma análise direcionada aos municípios do Cerrado, estimando uma função em que a produtividade (valor da produção com relação à área colhida) depende do índice de Shannon-área e do número de tratores e pessoal ocupado (ambos divididos pela área dos estabelecimentos), utilizando regressões espaciais, estimadas por máxima verossimilhança. Os resultados mostraram relação positiva entre diversificação e produtividade, divergentes dos encontrados em Parré & Chagas (2022).

Procedimentos metodológicos

A análise exploratória de dados espaciais (Aede) será empregada para a etapa inicial de confirmação da autocorrelação espacial. Assim, para testar a hipótese de autocorrelação, será utilizada a estatística I de Moran global da variável aplicada aos resíduos da regressão estimada

por MQO. A estatística I de Moran, que segundo Almeida (2012) foi proposta por Moran (1948), é um coeficiente de autocorrelação espacial, matricialmente expresso por

$$I = (n/S_0) / (z'W_z/z'z) \quad (2)$$

em que z denota os valores padronizados da variável de interesse; n é o número de regiões; W_z representa os valores médios da variável de interesse nos vizinhos (também padronizada) através de uma matriz de ponderação espacial W . Cada componente dessa matriz, referente à região i e à região j , é contabilizado como w_{ij} . S_0 é igual à operação

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$$

ou seja, todos os elementos da matriz de ponderação espacial W devem ser somados. (Almeida, 2012).

Quanto à econometria espacial, primeiramente deve-se partir do modelo clássico de regressão linear, ou seja, que não considera a influência dos efeitos espaciais (Almeida, 2012). Segundo Greene (2012), o modelo de MQO busca estimar os parâmetros da relação estocástica

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (3)$$

em que y é um vetor $n \times 1$ de observações da variável dependente, X é uma matriz $n \times k$ de observações em k variáveis exógenas, e ε é o vetor do termo de erro.

Em relação aos modelos econométricos espaciais, eles partem de incorporações de defasagens espaciais ao modelo expresso na equação 3 (Almeida, 2012). No caso de modelos de alcance global, a abrangência dos transbordamentos espaciais é considerada global; assim, o impacto na variável dependente será direcionado para todas as regiões da análise, enquanto nos modelos de alcance local apenas algumas regiões da área em estudo sofrerão os impactos da dependência espacial, majoritariamente os vizinhos diretos e indiretos de segunda ordem. (Almeida, 2012).

Este estudo é dirigido aos modelos de alcance global na tentativa de acomodar a dependência espacial, mas, diferentemente do aplicado por Donfouet et al. (2017), que só considerou o alcance global via modelo SAC, aqui também serão estimados os modelos SAR e SEM.

De acordo com Anselin (2003), a dependência espacial pode ser incorporada de duas maneiras nos modelos convencionais: como uma covariada representando a variável dependente espacialmente defasada (Wy) (modelo de defasagem espacial, SAR); ou quando se verifica que $E[\varepsilon_i \varepsilon_j] \neq 0$ na estrutura de erro (modelo de erro autorregressivo espacial, SEM). Formalmente, o modelo de defasagem espacial é expresso por (Anselin, 2003; Bivand & Piras, 2015)

$$y = \rho_{lag} Wy + X\beta + \varepsilon \quad (4)$$

em que W é uma matriz de pesos espaciais $n \times n$ observada e não estocástica e, consequentemente, Wy é uma variável $n \times 1$ que geralmente é chamada de variável dependente espacialmente defasada; β são parâmetros correspondentes; e ρ_{lag} é o coeficiente do termo autorregressivo. (Anselin, 2003; Bivand & Piras, 2015).

O termo de defasagem espacial precisa ser entendido como uma variável endógena, e se os métodos de estimação não considerarem essa endogeneidade, como o MQO, seus resultados serão tendenciosos e inconsistentes (Anselin, 2003). No caso do modelo SEM, ele pode ser expresso por (Almeida, 2012; Bivand & Piras, 2015)

$$y = X\beta + u \quad (5)$$

$$u = \rho_{erro}Mu + \varepsilon \quad (6)$$

em que ρ_{erro} é um parâmetro escalar geralmente chamado de parâmetro autorregressivo espacial, M é uma matriz de ponderação espacial $n \times n$, que pode ser a mesma que W (Almeida, 2012; Bivand & Piras, 2015). Assim, a dependência espacial entre os termos de erro em localidades vizinhas ocorre pelo fato de o modelo não considerar todas as fontes de dependência espacial no processo gerador de dados (Darmofal, 2006).

Por fim, destaca-se que o modelo de defasagem espacial com erro autorregressivo (SAC) é utilizado quando a dependência espacial é verificada nas suas duas possibilidades, ou seja, pela defasagem da variável dependente e por meio de erros autocorrelacionados espacialmente (Almeida, 2012).

Para levar em consideração erros heterocedásticos e a endogeneidade da variável dependente defasada espacialmente, usou-se o pacote Sphet do software R. Logo, as estimações dos modelos espaciais do tipo SAC são feitas pelo método GMM utilizando os resíduos do método de mínimos quadrados generalizados em dois estágios espacial. Para tal, os passos se alternam entre variáveis instrumentais e GMM (Bivand & Piras, 2015). Parte-se da especificação

$$y = Y\pi + X\beta + \rho_{lag} Wy + u \quad (7)$$

em que Y é uma matriz $n \times p$ de observações em p variáveis endógenas; π são os seus parâmetros correspondentes; o vetor de erro u segue um processo autorregressivo espacial na forma da equação 6 (Bivand & Piras, 2015). Uma maneira mais compacta de representar o mesmo modelo é dado por

$$y = Z\delta + u \quad (8)$$

em que $Z = [Y, X, Wy]$ é o conjunto de todas as variáveis explicativas (endógenas e exógenas) e $\delta = [\pi^T, \beta^T, \rho_{lag}]^T$ é o vetor correspondente dos parâmetros. Parte-se então para a transformação espacial de Cochrane-Orcutt (Bivand & Piras, 2015)

$$y^* = Z^*\delta + \varepsilon \quad (9)$$

em que $y^* = y - \rho_{erro}My$ e $Z^* = Z - \rho_{erro}MZ$.

A partir de então, pode-se resumir as etapas das estimativas. Um estimador de variáveis instrumentais inicial de δ (do modelo não transformado) leva a um conjunto de resíduos consistentes. Esse vetor de resíduos será empregado para a derivação das condições do momento quadrático que fornecem uma primeira estima-

tiva consistente para o parâmetro autorregressivo ρ_{erro} . Depois de substituir o valor real de ρ_{erro} por sua estimativa consistente, uma estimativa do δ é então alcançada via mínimos quadrados de dois estágios do modelo transformado. Com base nos resíduos de mínimos quadrados generalizados em dois estágios, e em uma nova iteração GM, é possível obter uma estimativa consistente e eficiente de ρ_{erro} . (Bivand & Piras, 2015).

A matriz de variância-covariância assintótica para o coeficientes é, por sua vez, calculada usando a estimativa de δ , os resíduos e a estimativa do coeficiente espacial ρ_{erro} . (Bivand & Piras, 2015).

Para o caso do modelo SAR, a estimação é feita por mínimos quadrados de dois estágios espacial. Para o modelo SEM, o primeiro passo é realizado ou por MQO ou VI, ou seja, dependendo de o modelo incluir variáveis endógenas; então, depois de estimar ρ_{erro} via GMM, é feita a transformação de Cochrane-Orcutt e, a partir da matriz de instrumentos H , o modelo pode ser estimado por mínimos quadrados de dois estágios. (Bivand & Piras, 2015).

Modelo empírico e variáveis utilizadas

Para avaliar a relação entre diversificação e produção agrícola, parte-se de Donfouet et al. (2017), que afirmam que a diversificação de culturas é um insumo na função de produção de bens agrícolas. Di Falco et al. (2010) também apresentam uma função de produção empírica em que a diversificação agrícola é um dos fatores a impactar a produção. Assim, a equação a ser estimada pode ser representada por

$$y_i = f(A_i, L_i, K_i, D_i, S_i, REG_i) + \varepsilon_i \quad (10)$$

em que y_i é o valor da produção das lavouras permanentes e das lavouras temporárias entre outubro de 2016 e setembro de 2017, em mil reais⁴. A_i é área dos estabelecimentos agropecuários em cada microrregião (ha), L_i é o pessoal ocupado nos estabelecimentos (*proxy* para trabalho), K_i é a *proxy* de capital, igual ao número de tratores, D_i é a variável que mede a diversificação agrícola, calculada pelo índice de Shannon-área ou índice de Shannon-valor, S_i é o vetor de variáveis socioeconômicas dos estabelecimentos nas microrregiões, e REG_i representam *dummies* para captar a heterogeneidade entre as grandes regiões do País.

Destaca-se que foi testada a linearidade das variáveis e, assim, algumas foram logaritmizadas. A Tabela 1 mostra as variáveis utilizadas em cada microrregião, a maior parte delas obtidas do censo referente a 2016/2017 (IBGE, 2022). Na construção do índice de diversificação, foram usados os dados da Produção Agrícola Municipal (IBGE, 2017) – foram utilizadas as 64 culturas agrícolas consideradas lavouras temporárias ou permanentes pela pesquisa⁵, referentes a 2017, em decorrência do elevado nível de perda de informações por produto (sigilo do censo agropecuário).

Destaca-se que as variáveis do censo como pessoal ocupado, tratores e as variáveis socioeconômicas podem ser entendidas como *proxies*, pois, como na estrutura do censo a disposição das variáveis é para estabelecimentos agropecuários, que também considera a pecuária, por exemplo, então não é possível filtrar as variáveis que foram empregadas apenas nas

⁴ No censo agropecuário (IBGE, 2019), a área das lavouras permanentes refere-se a estabelecimentos com mais de 50 pés na data de referência, diferentemente das lavouras temporárias, que não apresentam tal corte. Assim, somou-se o valor da produção, usando o total correspondente da lavoura temporária com os valores correspondentes das lavouras permanentes nos estabelecimentos com mais de 50 pés em cada microrregião.

⁵ Abacate; abacaxi; açaí; algodão herbáceo (em caroço); alho; amendoim (em casca); arroz (em casca); aveia (em grão); azeitona; banana (cacho); batata-doce; batata-inglesa; borracha (látex coagulado); cacau (em amêndoa); café (em grão) total; cana-de-açúcar; caqui; castanha de caju; cebola; centeio (em grão); cevada (em grão); chá-da-índia (folha verde); coco-da-baía; dendê (cacho de coco); erva-mate (folha verde); ervilha (em grão); fava (em grão); feijão (em grão); figo; fumo (em folha); girassol (em grão); goiaba; guaraná (semente); juta (fibra); laranja; limão; linho (semente); maçã; malva (fibra); mamão; mamona (baga); mandioca; manga; maracujá; marmelo; melancia; melão; milho (em grão); noz (fruto seco); palmito; pera; pêssego; pimenta-do-reino; rami (fibra); sisal ou agave (fibra); soja (em grão); sorgo (em grão); tangerina; tomate; trigo (em grão); triticale (em grão); tungue (fruto seco); urucum (semente); e uva.

Tabela 1. Brasil – variáveis utilizadas no modelo empírico, 557 microrregiões, Censo 2016/2017 e PAM 2017.

Variável	Descrição	Variável do censo
$\ln(y_i)$ – logaritmo natural da produção agrícola	Logaritmo natural da soma do valor da produção agrícola das lavouras permanentes e temporárias (R\$ mil)	6955 e 6957
$\ln(A_i)$ – logaritmo natural da área dos estabelecimentos (ha)	logaritmo natural da área dos estabelecimentos (ha)	6880
$\ln(L_i)$ – pessoal ocupado	Logaritmo natural do pessoal ocupado nos estabelecimentos agropecuários no período de referência	6888
$\ln(K_i)$ – capital	Logaritmo natural do número de tratores ⁽¹⁾	6869
D_i – diversificação agrícola	Índice de Shannon com base na área plantada ou destinada a colheita (ha) ou com base no valor da produção (R\$ mil) das 64 culturas consideradas lavouras temporárias e permanentes pela PAM	5457 – PAM
S_i – variáveis socioeconômicas	Proporção de produtores com escolaridade média a alta em relação ao número de produtores (em estabelecimentos dirigidos pelo produtor) ⁽²⁾ (S_{escol}); logaritmo natural da proporção de dirigentes (produtor ou administrador) com idade igual ou maior a 65 anos em relação ao total de dirigentes ($S_{idade65}$); proporção de estabelecimentos que receberam algum tipo de orientação técnica em relação ao total (S_{ori})	6776, 6768, 6780
REG_i	<i>Dummies</i> de controle para diferentes regiões do Brasil. A referência utilizada foi o Centro-Oeste	-

⁽¹⁾ A variável número de tratores apresentava censuras em três microrregiões; assim, recuperou-se o valor pela comparação dos dados somados para mesorregiões e dos dados já disponibilizados pelo IBGE por mesorregiões (disponibilizados pelo IBGE).

⁽²⁾ Faixas de escolaridade do produtor utilizadas na definição da variável proporção de produtores com escolaridade média a alta: antigo científico, clássico, etc. (médio 2º ciclo), regular de ensino médio ou 2º grau, técnico de ensino médio ou do 2º grau, Educação de jovens e adultos (EJA) e supletivo do ensino médio ou do 2º grau, superior – graduação e mestrado ou doutorado.

lavouras permanentes e temporárias. Destaca-se também que em algumas microrregiões o número de estabelecimentos para a variável pessoal ocupado difere (ainda que pouco) do número de estabelecimentos das demais variáveis.

Além disso, destaca-se que a amostra final deste estudo é composta por 557 microrregiões – Fernando de Noronha foi excluída, por não apresentar informação de área plantada na PAM e por não fazer fronteira com nenhuma outra microrregião. Para as microrregiões Osasco e Santos, para as quais não havia informação

disponível para definir o índice de diversificação, adotou-se o valor do índice do vizinho mais próximo⁶.

É necessário evidenciar que as variáveis aqui incluídas já foram utilizadas em outros trabalhos empíricos. O “trabalho” foi utilizado em Chavas & Di Falco (2012) (ainda que os autores tenham usado dias-pessoas), bem como em Donfouet et al. (2017), em que foi utilizada a unidade de trabalho agrícola. Porém, no Brasil é comum usar o pessoal ocupado para representar

⁶ Para a obtenção da defasagem, utilizou-se o mapa de microrregiões com sistema de coordenadas geográficas EPSG 4326, obtendo os centroides – funções `st_centroid` (`mapa_of_largest_polygon = T`) com opções `sf_use=T` e `st_is_longlat(centroides)` – e empregando-os para computar os vizinhos mais próximos – função `knearneigh` – do software R. Destaca-se que Itapeverica da Serra exibiu zero de área plantada e de valor da produção; assim, seu índice gerado foi 0 para Shannon-área e Shannon-valor. Para as regressões, também foi utilizado o mapa de microrregiões com sistema de coordenadas geográficas EPSG 4326, mas usando a matriz rainha (de contiguidade).

o trabalho, como em Caldeira (2019) e Dutra et al. (2021).

O “capital” é utilizado por Donfouet et al. (2017) (gastos em máquinas e edifícios) – aqui, foi utilizado o número de tratores como *proxy* de capital. Foi utilizado o número de tratores como em Raiher et al. (2016), na estimação da convergência da produtividade agropecuária do Sul, por ser de fácil emprego, além de captar o estoque de capital e não apenas o gasto realizado no ano. Além disso, Kidane & Zegeye (2018) também usam variáveis do tipo socioeconômicas, como gênero, educação e acesso a serviços de extensão.

A diversificação agrícola foi obtida através do índice de Shannon, conforme a expressão (Magurran, 1988)

$$S = -\sum_{i=1}^s p_i \ln p_i \quad (11)$$

em que p_i é a proporção da área plantada para a cultura i em cada microrregião, quando considerado o índice de Shannon-valor, p_i representa a proporção do valor da produção de cada cultura i , sendo calculado um índice para cada microrregião.

Tabela 2. Estatísticas descritivas das variáveis.

Variável	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
y	492.964,80	958.127,57	151,47	10.325.120,07
A	630.681,86	834.119,67	1.204,29	6.004.503,63
L	31.507,01	26.091,61	43,00	159.274
K	2.209,09	2.709,50	1,00	16.012
$D - \text{área}$	1,27	0,42	0,00	2,29
$D - \text{valor}$	1,39	0,49	0,00	2,61
S_{escol}	0,26	0,12	0,04	0,58
$S_{idade65}$	0,24	0,06	0,09	0,39
S_{ori}	0,24	0,18	0,01	0,83
Número de observações	557	-	-	-

A escolha do índice de Shannon para a diversificação agrícola decorre do fato de ele ser largamente adotado em estudos empíricos. Outro índice muito utilizado é o índice de Simpson, que é altamente ponderado nas espécies abundantes, sendo menos sensível à componente riqueza das espécies. Já o índice de Shannon pode aumentar tanto pela elevação do número de culturas quanto por causa da uniformidade do plantio para espécies diferentes (Di Falco & Chavas, 2008).

O índice de Shannon foi utilizado, por exemplo, em Di Falco & Chavas (2008) e Donfouet et al. (2017). Embora os autores tenham aplicado o logaritmo do índice de Shannon em suas formas funcionais, neste estudo optou-se por usar a variável em nível por ela ter demonstrado relativa linearidade com a variável dependente e porque isso evita duplicar a aplicação de logaritmos, já que o índice de Shannon utiliza logaritmos em sua formulação. Apesar disso, os modelos de MQO foram também calculados com o logaritmo de tais variáveis para a análise de robustez.

Resultados e discussão

A Tabela 2 mostra que a produção das culturas temporárias e permanentes foi, em média, de aproximadamente 492.964,80 milhares

de reais (em valores correntes), com um desvio padrão relativamente elevado. Outras variáveis com elevado desvio padrão foram área dos estabelecimentos e número de tratores (que aqui já foi somado a um), o que mostra as diferenças no emprego desses recursos produtivos entre as microrregiões brasileiras. Destaca-se que quase um quarto dos dirigentes possuem 65 anos ou mais, percentual próximo ao dos estabelecimentos que recebem algum tipo de orientação técnica. Apenas 26% dos produtores detêm escolaridade média a alta.

Com relação ao índice de Shannon, tanto área quanto valor, a interpretação é que quanto maior o valor do índice, maior a diversificação da microrregião em análise. Porém, verifica-se que, no geral, os índices de Shannon-área e Shannon-valor exibem valores baixos, com mínimo igual a zero (especialização total) e, embora existam regiões um pouco mais diversificadas (2,29 e 2,61), a média é muito baixa para ambos (1,27 e 1,39, respectivamente), com desvio padrão relativamente baixo, indicativo de que de fato as regiões são pouco diversificadas.

A Tabela 3 mostra a correlação entre a variável dependente $\ln(y_i)$ e as variáveis explicativas. Nota-se a relação positiva para área, tratores e pessoal ocupado, algo que já se esperava, por serem *proxies* dos insumos da função de produção agrícola. Porém, nesse caso, o índice de Shannon, área e valor, exibiu relação negativa

Tabela 3. Correlação entre a variável dependente e as variáveis explicativas do modelo de regressão.

Variável	Correlação com $\ln(y)$
$\ln(A)$	0,59
$\ln(L)$	0,41
$\ln(K)$	0,80
$D - \text{área}$	-0,13
$D - \text{valor}$	-0,22
S_{escol}	0,39
$\ln(S_{idade65})$	0,06
S_{ori}	0,46
Número de observações	557

com a variável dependente. A real correlação entre as variáveis será estudada adiante com a análise de regressão.

Além da análise de correlação, a relação de linearidade entre as variáveis foi verificada através dos diagramas de dispersão (Figura 1) – a maioria das variáveis apresenta relação aproximadamente linear com a variável dependente. Uma das variáveis que exibe uma relação menos linear com a variável dependente foi o número de tratores. Ainda assim, dada a importância de tal variável, ela foi mantida no modelo.

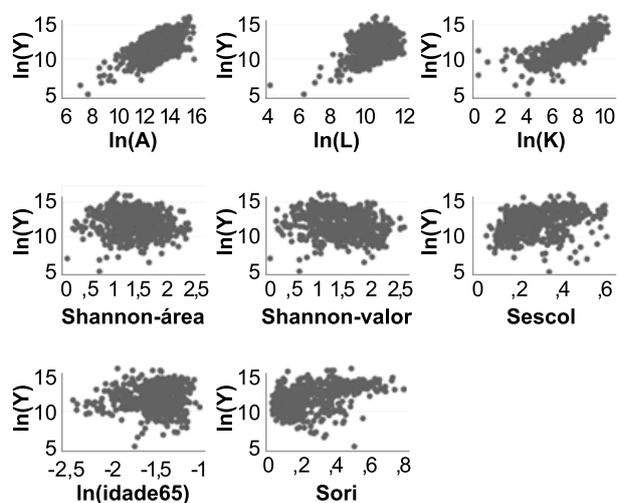


Figura 1. Diagramas de dispersão entre a variável dependente e as variáveis explicativas do modelo de regressão.

Por fim, analisa-se as variáveis $\ln(y)$, $D - \text{área}$ e $D - \text{valor}$ através de mapas de quantiles (Figura 2). Em tais mapas, identificam-se possíveis autocorrelações espaciais das variáveis, justificando assim o uso de modelos espaciais se a estrutura de erros do modelo de mínimos quadrados ordinários apresentar autocorrelação espacial.

Na Figura 2, nota-se que as variáveis exibem padrão de concentração em que muitas microrregiões estão na mesma faixa de valores de seus vizinhos. Nota-se também que a produção agrícola se concentra no Centro-Oeste, Sudeste e Sul. É fácil notar, no Centro-Oeste e Sul, que

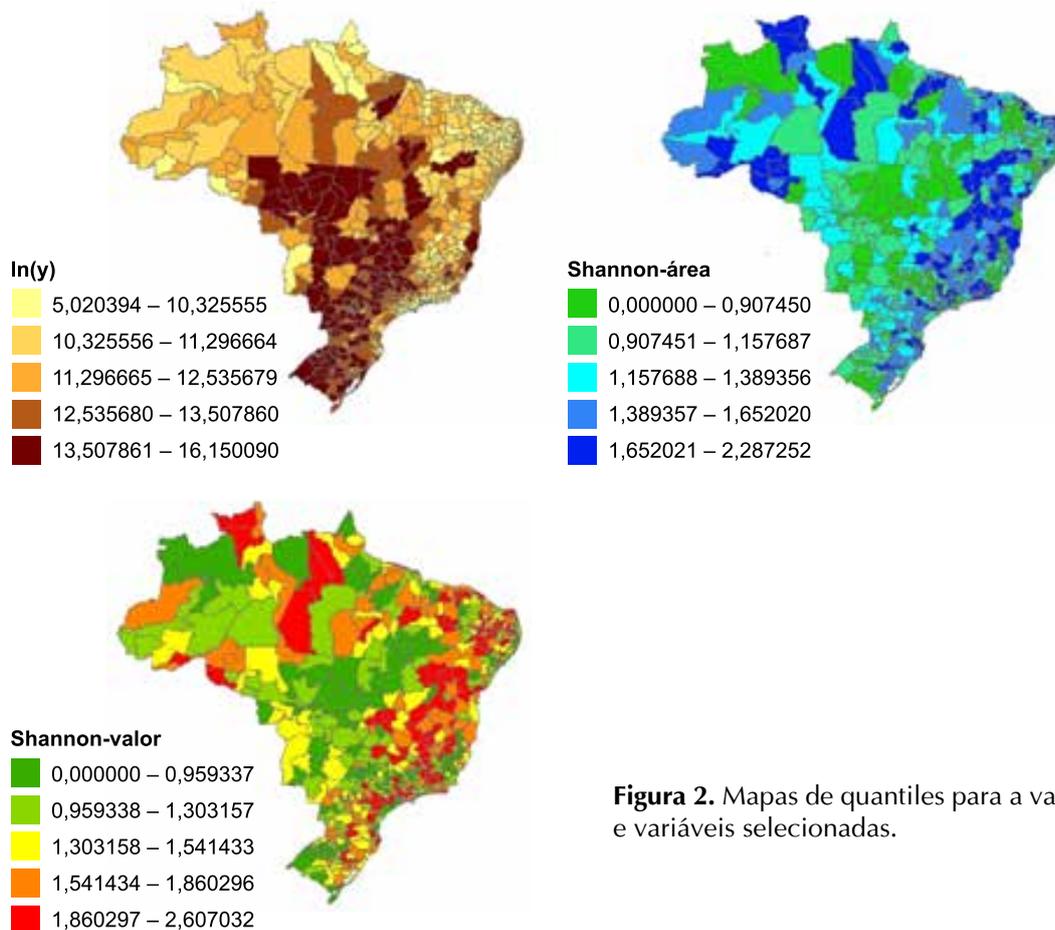


Figura 2. Mapas de quantiles para a variável dependente e variáveis selecionadas.

muitas regiões de elevado valor da produção também estão em faixas baixas de diversificação, o que mostra mais uma vez a correlação negativa entre tais variáveis.

A próxima etapa é analisar a regressão por MQO para a verificação da relação entre diversificação e produção agrícola. Os resultados são mostrados na Tabela 4 e na Tabela 5, que, para a análise de robustez, utilizou o logaritmo do índice de Shannon. Primeiramente, analisa-se os resultados dos modelos de MQO em que o modelo da segunda coluna usa a variável Shannon-valor como explicativa. Ambos os modelos incluem *dummies* de grandes regiões.

Na Tabela 4, a variável de área dos estabelecimentos apresentou sinal positivo, mas não significativo com a produção agrícola. Tal variável foi adicionada ao modelo para controlar

diferenças em tamanhos das áreas dos estabelecimentos (agregados para as microrregiões), já que se espera que a produção seja maior em maiores áreas.

Já os fatores de produção trabalho e capital apresentaram relação positiva com a variável dependente, algo esperado. Em Caldeira (2019), tal relação foi encontrada para o número de tratores sobre a produtividade agrícola, tendo o pessoal ocupado exibido sinal negativo sobre a produção. Dutra et al. (2021) avaliam os efeitos do Pronaf e da Pnae sobre o valor da produção agropecuária dos agricultores familiares nos municípios da região Sul, e o resultado do pessoal ocupado sobre a variável dependente foi positivo e significativo, bem como para o capital (representado por uma somatória que incluiu, além

Tabela 4. Estimções empíricas via MQO.

Variável	Especificação 1	Especificação 2
	Coefficiente	Coefficiente
$\ln(A)$	0,12	0,14
Erro padrão	(0,08)	(0,07)
$\ln(L)$	0,64***	0,64***
Erro padrão	(0,10)	(0,09)
$\ln(K)$	0,53***	0,51***
Erro padrão	(0,07)	(0,07)
$D - \text{área}$	-0,64***	-
Erro padrão	(0,11)	-
$D - \text{valor}$	-	-0,70***
Erro padrão	-	(0,09)
S_{escol}	3,98***	3,68***
Erro padrão	(0,66)	(0,64)
$\ln(S_{idade65})$	-0,99***	-0,77***
Erro padrão	(0,23)	(0,23)
S_{ori}	0,53	0,61
Erro padrão	(0,45)	(0,42)
Norte	-0,21	-0,25
Erro padrão	(0,21)	(0,20)
Nordeste	-0,16	-0,15
Erro padrão	(0,24)	(0,23)
Sudeste	-0,23	-0,25
Erro padrão	(0,20)	(0,19)
Sul	0,30	0,32
Erro padrão	(0,21)	(0,20)
Constante	-1,40	-0,98
Erro padrão	(0,91)	(0,93)
R ²	0,76	0,77
Número de observações	557	557

Notas: * = $p < 0,05$; ** = $p < 0,01$; *** = $p < 0,001$; modelos com correção de heterocedasticidade.

do número de tratores, implementos, máquinas, caminhões e utilitários).

Quanto às variáveis socioeconômicas, apesar de serem utilizadas como controles, a variável de escolaridade média a alta apresentou relação positiva e elevada sobre a produção, mostrando como a escolaridade dos produto-

Tabela 5. Estimções empíricas via MQO – $\ln(D - \text{área})$ e $\ln(D - \text{valor})$.

Variável	Especificação 1	Especificação 2
	Coefficiente	Coefficiente
$\ln(A)$	0,14	0,16*
Erro padrão	(0,08)	(0,08)
$\ln(L)$	0,64***	0,64***
Erro padrão	(0,10)	(0,10)
$\ln(K)$	0,52***	0,51***
Erro padrão	(0,07)	(0,07)
$D - \text{área}$	-0,65**	-
Erro padrão	(0,21)	-
$D - \text{valor}$	-	-0,74***
Erro padrão	-	(0,18)
S_{escol}	3,97***	3,85***
Erro padrão	(0,64)	(0,63)
$\ln(S_{idade65})$	-0,96***	-0,82***
Erro padrão	(0,23)	(0,22)
S_{ori}	0,64	0,71
Erro padrão	(0,46)	(0,44)
Norte	-0,26	-0,26
Erro padrão	(0,21)	(0,21)
Nordeste	-0,18	-0,14
Erro padrão	(0,24)	(0,24)
Sudeste	-0,27	-0,29
Erro padrão	(0,20)	(0,19)
Sul	0,29	0,31
Erro padrão	(0,21)	(0,21)
Constante	-2,13*	-1,93*
Erro padrão	(0,88)	(0,90)
R ²	0,75	0,76
Número de observações	557	557

Notas: * = $p < 0,05$; ** = $p < 0,01$; *** = $p < 0,001$; modelos com correção de heterocedasticidade.

res podem influenciar a produção agrícola; a idade exibiu relação negativa com a variável dependente.

Com relação à variável de diversificação, em ambas as especificações (Shannon-área e Shannon-valor) ela apresentou relação negativa

com a produção agrícola. Ambos os modelos estavam sujeitos à heterocedasticidade e, para a inferência estatística, foram usados erros padrão robustos.

Os resultados aqui encontrados sobre a relação entre produção e diversificação agrícola estão mais ajustados aos de Kidane & Zegeye (2018), apesar de os autores não encontrarem significância estatística, e de Parré & Chagas (2022), embora os autores tenham utilizado a diversificação agrícola como variável dependente.

Para verificar a robustez dos resultados e para incluir o efeito da dependência espacial, foram estimadas as regressões espaciais de efeito global. Antes, porém, para identificar se havia dependência espacial nos dados, foi realizada a estatística *I* de Moran para os resíduos das regressões de MQO, bem como verificado os testes de multiplicador de Lagrange sobre as regressões estimadas. Para os testes, e na regressão, fez-se uso da matriz de pesos espaciais rainha.

A Tabela 6 mostra o teste *I* de Moran para os resíduos dos modelos estimados via MQO e o teste de multiplicador de Lagrange para tais especificações. Verifica-se autocorrelação espacial dos resíduos em ambas as especificações e que os testes de multiplicador de Lagrange apontaram a presença de dependência espacial.

Uma vez verificada dependência espacial, segue-se para as estimações espaciais. Primeiramente, estimou-se as regressões via estimadores de máxima verossimilhança, através das funções *errorsarlm*, *lagsarlm* e *sacsarlm* do pacote Spatialreg do software R. As estimativas incluem também o teste *I* de Moran para

os resíduos dos modelos estimados por máxima verossimilhança, o teste breusch-pagan para heterocedasticidade (*bptest.Sarlm*) e o teste LR, comparando o ajuste das especificações com a estimação via MQO. Os resultados são mostrados na Tabela 7. Para o modelo com Shannon-valor, os resultados estão na Tabela 8.

De acordo com as Tabelas 7 e 8, verifica-se que no geral as variáveis mantêm o sinal dos modelos anteriores, bem como sua significância estatística. Destaca-se que a variável de diversificação, tanto com as proporções de área quanto pelas proporções do valor da produção, apresenta sinal negativo.

Além disso, todos os modelos apresentaram heterocedasticidade. Do teste LR, verifica-se que os modelos espaciais são melhores que o estimado via MQO. Por fim, nota-se que só os modelos SEM e SARAR não exibiram autocorrelação espacial nos resíduos, corrigindo a dependência espacial. Os efeitos marginais da estimação SARAR para as duas especificações são mostrados nas Tabelas 9 e 10. Além disso, por causa da heterocedasticidade, estimou-se os modelos via função *sphet*, que também considera a endogeneidade da variável dependente defasada espacialmente.

A Tabela 11 mostra os modelos considerando correção para heterocedasticidade. As estimações para o modelo 2 (Shannon-valor) estão na Tabela 12. Apesar de os modelos apresentarem autocorrelação espacial dos resíduos, eles servem para mostrar a robustez dos resultados encontrados.

Tabela 6. Teste *I* de Moran dos resíduos e testes de multiplicador de Lagrange do modelo de MQO.

Teste	Especificação 1 (Shannon-área)	p-valor	Especificação 2 (Shannon-valor)	p-valor
<i>I</i> de Moran (resíduos)	0,37	0,001	0,38	0,001
ML Erro	198,33	0,000	210,29	0,000
ML Desafagem	196,85	0,000	195,16	0,000
Robusto ML Erro	38,37	0,000	48,64	0,000
Robusto ML Desafagem	36,88	0,000	33,51	0,000

Tabela 7. Resultados das estimativas econométricas com o estimador de verossimilhança.

Modelo	SEM		SAR		SARAR	
	Coefficiente	Valor-P	Coefficiente	Valor-p	Coefficiente	Valor-p
Const.	-0,00	1,00	-4,15	0,00	-2,93	0,00
$\ln(A)$	0,13	0,05	0,04	0,37	0,10	0,10
$\ln(L)$	0,59	0,00	0,54	0,00	0,61	0,00
$\ln(K)$	0,42	0,00	0,38	0,00	0,43	0,00
$D - \text{área}$	-0,24	0,01	-0,38	0,00	-0,30	0,00
$D - \text{valor}$	-	-	-	-	-	-
S_{escol}	1,61	0,01	2,29	0,00	2,06	0,00
$\ln(S_{idade65})$	-0,68	0,00	-0,82	0,00	-0,74	0,00
S_{ori}	0,83	0,03	0,55	0,09	0,77	0,04
Norte	-0,14	0,64	0,06	0,73	-0,04	0,87
Nordeste	0,05	0,88	0,22	0,21	0,06	0,81
Sudeste	0,37	0,19	0,08	0,59	0,15	0,49
Sul	0,41	0,25	0,06	0,76	0,20	0,45
Rho	-	-	0,50	0,00	0,25	0,00
Lambda	0,77	0,00	-	-	0,55	0,00
BP teste	45,14	0,00	55,34	0,00	48,65	0,00
I de Moran	-0,01	0,63	0,09	0,00	-0,01	0,55
LR teste	203,29	0,00	177,64	0,00	208,90	0,00
AIC	1.261,78	-	1.287,43	-	1.258,17	-

Notas: erros padrão assintóticos; matriz de pesos espaciais rainha.

Novamente verifica-se que a relação entre a variável dependente e as variáveis explicativas se mantiveram, agora considerando correção para heterocedasticidade, e que a variável dependente defasada espacialmente é endógena. Destaca-se que, mais uma vez, a diversificação exibiu relação negativa com a variável dependente.

As Tabelas 13 e 14 mostram os efeitos marginais para o modelo SARAR para as duas especificações⁷. Em ambas, todos os efeitos da diversificação possuem sinal negativo, ou seja, apontam para o fato de que existe uma relação negativa entre a diversificação agrícola e a pro-

dução agrícola em 2017 quando se analisa por microrregiões.

Destaca-se que, seguindo a interpretação de Almeida (2012), a significância estatística do λ sugere que a produção agrícola da microrregião vizinha é um determinante da produção agrícola, ou seja, há um efeito de transbordamento entre as regiões.

Assim, os resultados apresentados novamente estão ajustados com Kidane & Zegeye (2018) e Parré & Chagas (2022) e em oposição a Donfouet et al. (2017). Dessa forma, nota-se que o apontado por Parré & Chagas (2022) ou seja, que a especialização produz impacto sobre

⁷ Efeitos marginais calculados através da função *impacts* do pacote *Sphet*, considerando *listw* = rainha e valor-p supondo mil amostras aleatórias.

Tabela 8. Resultados das estimativas econométricas com o estimador de verossimilhança – Shannon-valor.

Modelo	SEM		SAR		SARAR	
	Coefficiente	Valor-P	Coefficiente	Valor-p	Coefficiente	Valor-p
Const.	0,44	0,58	-3,73	0,00	-2,31	0,02
$\ln(A)$	0,14	0,03	0,06	0,23	0,11	0,06
$\ln(L)$	0,58	0,00	0,55	0,00	0,61	0,00
$\ln(K)$	0,43	0,00	0,37	0,00	0,43	0,00
$D - \text{área}$	-	-	-	-	-	-
$D - \text{valor}$	-0,45	0,00	-0,48	0,00	-0,48	0,00
S_{escol}	1,44	0,02	2,08	0,00	1,80	0,00
$\ln(S_{\text{idade65}})$	-0,58	0,00	-0,67	0,00	-0,62	0,00
S_{ori}	0,72	0,05	0,59	0,06	0,70	0,05
Norte	-0,12	0,68	0,04	0,82	-0,04	0,89
Nordeste	0,03	0,93	0,23	0,19	0,08	0,75
Sudeste	0,35	0,20	0,07	0,64	0,18	0,43
Sul	0,44	0,19	0,08	0,65	0,25	0,34
Rho	-	-	0,49	0,00	0,23	0,00
Lambda	0,76	0,00	-	-	0,57	0,00
BP teste	46,92	0,00	62,96	0,00	52,61	0,00
I de Moran	-0,00	0,55	0,11	0,00	-0,00	0,49
LR teste	207,77	0,00	175,58	0,00	214,15	0,00
AIC	1.228,15	-	1.260,33	-	1.223,76	-

Notas: erros padrão assintóticos; matriz de pesos espaciais rainha.

Tabela 9. Cálculo dos impactos diretos, indiretos e totais do modelo SARAR via máxima verossimilhança – Shannon-área.

	Impacto direto	Valor P simulado	Impacto indireto	Valor P simulado	Impacto total	Valor P simulado
$\ln(A)$	0,10	0,10	0,03	0,17	0,14	0,11
$\ln(L)$	0,62	0,00	0,19	0,01	0,81	0,00
$\ln(K)$	0,43	0,00	0,13	0,00	0,56	0,00
$D - \text{área}$	-0,31	0,00	-0,10	0,03	-0,40	0,00
S_{escol}	2,09	0,00	0,65	0,02	2,74	0,00
$\ln(S_{\text{idade65}})$	-0,75	0,00	-0,23	0,03	-0,98	0,00
S_{ori}	0,78	0,04	0,24	0,11	1,02	0,05
Norte	-0,04	0,86	-0,01	0,91	-0,06	0,87
Nordeste	0,06	0,81	0,02	0,77	0,08	0,80
Sudeste	0,16	0,47	0,05	0,50	0,21	0,47
Sul	0,21	0,44	0,06	0,50	0,27	0,45

Tabela 10. Cálculo dos impactos diretos, indiretos e totais do modelo SARAR máxima verossimilhança – Shannon-valor.

	Impacto direto	Valor P simulado	Impacto indireto	Valor P simulado	Impacto total	Valor P simulado
$\ln(A)$	0,11	0,06	0,03	0,10	0,15	0,06
$\ln(L)$	0,61	0,00	0,17	0,01	0,79	0,00
$\ln(K)$	0,44	0,00	0,12	0,00	0,56	0,00
$D - valor$	-0,49	0,00	-0,14	0,00	-0,63	0,00
S_{escol}	1,82	0,00	0,51	0,04	2,33	0,00
$\ln(S_{idade65})$	-0,63	0,00	-0,18	0,03	-0,80	0,00
S_{ori}	0,70	0,05	0,20	0,12	0,90	0,06
Norte	-0,04	0,88	-0,01	0,92	-0,05	0,89
Nordeste	0,08	0,74	0,02	0,70	0,10	0,73
Sudeste	0,18	0,43	0,05	0,46	0,23	0,43
Sul	0,26	0,37	0,07	0,40	0,33	0,37

Tabela 11. Resultados das estimativas econométricas com correção de heterocedasticidade ($sphet$) – Shannon-área.

Modelo	SEM		SAR		SARAR	
	Coefficiente	Valor-p	Coefficiente	Valor-p	Coefficiente	Valor-p
Const.	-0,05	0,96	-3,44	0,00	-3,56	0,00
$\ln(A)$	0,13	0,15	0,06	0,31	0,08	0,33
$\ln(L)$	0,58	0,00	0,56	0,00	0,60	0,00
$\ln(K)$	0,45	0,00	0,42	0,00	0,42	0,00
$D - área$	-0,31	0,00	-0,45	0,00	-0,35	0,00
$D - valor$	-	-	-	-	-	-
S_{escol}	2,07	0,01	2,73	0,00	2,34	0,00
$\ln(S_{idade65})$	-0,73	0,00	-0,86	0,00	-0,79	0,00
S_{ori}	0,79	0,09	0,54	0,14	0,68	0,12
Norte	-0,23	0,49	-0,01	0,95	-0,01	0,99
Nordeste	-0,21	0,60	0,12	0,57	0,10	0,73
Sudeste	0,07	0,85	-0,00	1,00	0,07	0,78
Sul	0,32	0,37	0,12	0,54	0,13	0,65
Lambda	-	-	0,37	0,00	0,33	0,00
Rho	0,73	0,00	-	-	0,44	0,00
I de Moran	0,48	0,00	0,17	0,00	0,22	0,00

Tabela 12. Resultados das estimativas econométricas com correção de heterocedasticidade (*sphet*) – Shannon-valor.

Modelo	SEM		SAR		SARAR	
	Coefficiente	Valor-p	Coefficiente	Valor-p	Coefficiente	Valor-p
Const.	0,41	0,67	-3,01	0,00	-2,98	0,01
$\ln(A)$	0,14	0,11	0,08	0,19	0,09	0,23
$\ln(L)$	0,57	0,00	0,57	0,00	0,60	0,00
$\ln(K)$	0,46	0,00	0,40	0,00	0,42	0,00
$D - \text{área}$	-	-	-	-	-	-
$D - \text{valor}$	-0,49	0,00	-0,54	0,00	-0,50	0,00
S_{escol}	1,75	0,02	2,50	0,00	2,06	0,00
$\ln(S_{\text{idade65}})$	-0,61	0,01	-0,69	0,00	-0,65	0,01
S_{ori}	0,70	0,11	0,60	0,09	0,66	0,12
Norte	-0,20	0,54	-0,04	0,84	-0,01	0,96
Nordeste	-0,16	0,69	0,13	0,53	0,11	0,71
Sudeste	0,13	0,71	-0,01	0,93	0,09	0,73
Sul	0,38	0,27	0,14	0,45	0,17	0,52
Lambda	-	-	0,36	0,00	0,31	0,00
Rho	0,73	0,00	-	-	0,47	0,00
I de Moran	0,49	0,00	0,19	0,00	0,24	0,00

Tabela 13. Cálculo dos impactos diretos, indiretos e totais do modelo SARAR (*sphet*) – Shannon-área.

	Impacto direto	Valor-p simulado	Impacto indireto	Valor-p simulado	Impacto total	Valor-p simulado
$\ln(A)$	0,08	0,35	0,04	0,38	0,12	0,35
$\ln(L)$	0,62	0,00	0,29	0,00	0,90	0,00
$\ln(K)$	0,43	0,00	0,20	0,00	0,63	0,00
$D - \text{área}$	-0,36	0,00	-0,17	0,00	-0,53	0,00
S_{escol}	2,39	0,00	1,12	0,00	3,51	0,00
$\ln(S_{\text{idade65}})$	-0,80	0,00	-0,37	0,01	-1,18	0,00
S_{ori}	0,70	0,15	0,33	0,20	1,02	0,16
Norte	-0,01	0,97	-0,00	0,99	-0,01	0,98
Nordeste	0,10	0,72	0,05	0,69	0,15	0,71
Sudeste	0,07	0,75	0,03	0,74	0,11	0,75
Sul	0,13	0,62	0,06	0,64	0,19	0,63

Tabela 14. Cálculo dos impactos diretos, indiretos e totais do modelo SARAR – (*sphet*) – Shannon-valor.

	Impacto direto	Valor-p simulado	Impacto indireto	Valor-p simulado	Impacto total	Valor-p simulado
$\ln(A)$	0,09	0,25	0,04	0,30	0,13	0,26
$\ln(L)$	0,61	0,00	0,26	0,00	0,87	0,00
$\ln(K)$	0,43	0,00	0,18	0,00	0,62	0,00
$D - valor$	-0,51	0,00	-0,22	0,00	-0,73	0,00
S_{escol}	2,10	0,00	0,89	0,01	2,99	0,00
$\ln(S_{idade65})$	-0,66	0,00	-0,28	0,02	-0,94	0,00
S_{ori}	0,67	0,12	0,28	0,19	0,96	0,13
Norte	-0,01	0,99	-0,01	0,96	-0,02	0,99
Nordeste	0,12	0,69	0,05	0,66	0,16	0,68
Sudeste	0,09	0,72	0,04	0,70	0,13	0,71
Sul	0,18	0,51	0,07	0,53	0,25	0,51

a produção agrícola, ocorre no ano analisado ao nível de microrregiões.

Porém, destaca-se que a diversificação recua ao longo do tempo, o que pode contribuir para a queda da resiliência econômica do ambiente (Piedra-Bonilla et al., 2020; Parré & Chagas, 2022). Logo, o resultado pode se modificar se os preços das commodities sofrerem volatilidade (Parré & Chagas, 2022), algo que ainda deve ser verificado em estudos futuros, ou seja, em outros anos de estudo.

Além disso, como este estudo analisou todas as microrregiões do Brasil, há a possibilidade de que em regiões específicas, ou considerando-se interações com baixa pluviosidade, os resultados sejam diferentes, já que a diversificação agrícola ganha maior importância diante de estresses no agroecossistema ou quando se verifica restrição de fatores físicos. (Di Falco & Chavas, 2008; Donfouet et al., 2017).

O resultado pode depender até mesmo da variável dependente utilizada – se a produção ou a produtividade da terra. Foi verificado efeito positivo da diversificação neste último caso em Caldeira (2019), em região específica dos municípios do Cerrado.

Apesar das limitações apresentadas, nota-se a relação inversa entre as variáveis, um resultado importante para políticas públicas, que, além de mostrar que a especialização apresentou uma estratégia de maior sucesso para a produção agrícola em 2017, alerta para o acompanhamento da diversificação ao longo do tempo e para como tal relação pode se modificar, por exemplo, diante de mudanças climáticas e da volatilidade dos mercados agrícolas.

Conclusões

O objetivo deste estudo foi verificar como no Brasil a diversificação de culturas agrícolas se relacionou com a produção agrícola em 2017. Para tal, construiu-se o indicador denominado índice de Shannon e utilizou-se do ferramental da econometria e econometria espacial.

Primeiramente, estimou-se a função de produção agrícola via MQO e, posteriormente, via estimadores espaciais, de máxima verossimilhança e que levam em consideração a heterocedasticidade e a endogeneidade da variável defasada espacialmente. De acordo com os resultados, a diversificação agrícola se relacionou

negativamente com a produção quando se consideram as microrregiões brasileiras para 2017.

Esta análise pode servir de direcionamento para políticas públicas para o aumento da produção agrícola, bem como levantar a necessidade de acompanhamento do nível de diversificação e de outros estudos, para entender a relação entre tais variáveis e realidades específicas, como regiões de baixa pluviosidade ou diante de diferentes preços de commodities.

Referências

- ALMEIDA, E. **Econometria espacial aplicada**. Campinas: Alínea, 2012.
- ANSELIN, L. Spatial econometrics. In: BALTAGI, B.H. (Ed.). **A companion to theoretical econometrics**. Malden: Blackwell, 2003. p.310-330. DOI: <https://doi.org/10.1002/9780470996249.ch15>.
- BALBINO, L.C.; CORDEIRO, L.A.M.; OLIVEIRA, P. de; KLUTHCOUSKI, J.; GALERANI, P.R.; VILELA, L. Agricultura sustentável por meio da integração lavoura-pecuária-floresta (iLPF). **Informações Agronômicas**, n.138, 2012.
- BIVAND, R.; PIRAS, G. Comparing implementations of estimation methods for spatial econometrics. **Journal of Statistical Software**, v.63, p.1-36, 2015. DOI: <https://doi.org/10.18637/jss.v063.i18>.
- CALDEIRA, C. **Diversificação agropecuária e desenvolvimento rural nos municípios do bioma cerrado**. 2019. 199p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Maringá, Maringá.
- CHAVAS, J.-P.; DI FALCO, S. On the productive value of crop biodiversity: evidence from the highlands of Ethiopia. **Land Economics**, v.88, p.58-74, 2012. DOI: <https://doi.org/10.3368/le.88.1.58>.
- COELLI, T.; FLEMING, E. Diversification economies and specialisation efficiencies in a mixed food and coffee smallholder farming system in Papua New Guinea. **Agricultural Economics**, v.31, p.229-239, 2004.
- CULAS, R.; MAHENDRARAJAH, M. Causes of diversification in agriculture over time: evidence from Norwegian farming sector. In: CONGRESS OF THE EUROPEAN ASSOCIATION OF AGRICULTURAL ECONOMISTS, 11., 2005, Copenhagen. **Proceedings**. Copenhagen: EAAE, 2005.
- DARMOFAL, D. **Spatial econometrics and political science**. Columbia: University of South Carolina, 2006. (Society for Political Methodology Working Paper Archive).
- DI FALCO, S.; BEZABIH, M.; YESUF, M. Seeds for livelihood: crop biodiversity and food production in Ethiopia. **Ecological Economics**, v.69, p.1695-1702, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2010.03.024>.
- DI FALCO, S.; CHAVAS, J.-P. On crop biodiversity, risk exposure, and food security in the highlands of Ethiopia. **American Journal of Agricultural Economics**, v.91, p.599-611, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2009.01265.x>.
- DI FALCO, S.; CHAVAS, J.-P. Rainfall shocks, resilience, and the effects of crop biodiversity on agroecosystem productivity. **Land Economics**, v.84, p.83-96, 2008. DOI: <https://doi.org/10.3368/le.84.1.83>.
- DI FALCO, S.; ZOUPANIDOU, E. Soil fertility, crop biodiversity, and farmers' revenues: evidence from Italy. **Ambio**, v.46, p.162-172, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13280-016-0812-7>.
- DONFOUET, H.P.P.; BARCZAK, A.; DÉTANG-DESSENDRE, C.; MAIGNÉ, E. Crop production and crop diversity in France: a spatial analysis. **Ecological Economics**, v.134, p.29-39, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2016.11.016>.
- DUTRA, I.J.B.; MARTINS, M.C.; PARRÉ, J.L. A produção da agricultura familiar e os efeitos dos programas de incentivo. **Revista de Política Agrícola**, v.30, p.94-106, 2021.
- GILLER, K.E.; BEARE, M.H.; LAVELLE, P.; IZAC, A.-M.N.; SWIFT, M.J. Agricultural intensification, soil biodiversity and agroecosystem function. **Applied Soil Ecology**, v.6, p.3-16, 1997. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0929-1393\(96\)00149-7](https://doi.org/10.1016/S0929-1393(96)00149-7).
- GREENE, W. H. **Econometric Analysis**. 7th ed. Upper Saddle River: Pearson Education, 2012.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Agropecuário 2017: resultados definitivos**. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/censo-agropecuario/censo-agropecuario-2017/resultados-definitivos>>. Acesso em: 31 ago. 2022.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Agropecuário 2017: resultados definitivos**. Rio de Janeiro, 2019.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Produção Agrícola Municipal (PAM)**. [2017]. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/pam/tabelas>>. Acesso em: 31 ago. 2022.
- IOOTTY, M.; SZAPIRO, M. Economias de Escala e Escopo. In: KUPFER, D.; HASENCLEVER, L. (Org). **Economia Industrial**. 2.ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013. p.25-39. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-85-352-6368-8.00003-7>.

- KIDANE, M.S.; ZEGEYE, E.W. Crop diversification and productivity in semiarid and sub-humid maize-legume production systems of Ethiopia. **Agroecology and Sustainable Food Systems**, v.42, p.1106-1127, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1080/21683565.2018.1505679>.
- LESAGE, J.P.; PACE, R.K. **Introduction to spatial econometrics**. Boca Raton: CRC Press, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1201/9781420064254>.
- MAGURRAN, A.E. **Ecological diversity and its measurement**. Princeton: Princeton University, 1988. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-94-015-7358-0>.
- MARTINELLI, G. do C.; SCHLINDWEIN, M.E.; PADOVAN, M.P.; GIMENES, R.M.T. Decreasing uncertainties and reversing paradigms on the economic performance of agroforestry systems in Brazil. **Land Use Policy**, v.80, p.274-286, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.09.019>.
- MORAES, A. de; CARVALHO, P.C. de F.; ANGHINONI, I.; LUSTOSA, S.B.C.; COSTA, S.E.V.G. de A.; KUNRATH, T.R. Integrated crop–livestock systems in the Brazilian subtropics. **European Journal of Agronomy**, v.57, p.4-9, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eja.2013.10.004>.
- MORAN, P.A.P. **The interpretation of statistical maps**. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, v.10, p.243-251, 1948. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1948.tb00012.x>.
- PARRÉ, J.L.; CHAGAS, A.L.S. Determinants of agricultural diversification in Brazil: a spatial econometric analysis. **Letters in Spatial and Resource Sciences**, v.15, p.173-195, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12076-021-00295-0>.
- PIEDRA-BONILLA, E.B.; BRAGA, C.A.S.; BRAGA, M.J. Diversificação agropecuária no Brasil: conceitos e aplicações em nível municipal. **Revista de Economia e Agronegócio**, v.18, p.1-28, 2020. DOI: <https://doi.org/10.25070/rea.v18i1.9501>.
- PIEDRA-BONILLA, E.B.; CUNHA, D.A. da; BRAGA, M.J. Diversificação agrícola na bacia hidrográfica do Rio das Contas, Bahia. **Geosul**, v.34, p.280-306, 2019. DOI: <https://doi.org/10.5007/1982-5153.2019v34n72p280>.
- RAHMAN, S. Whether crop diversification is a desired strategy for agricultural growth in Bangladesh? **Food Policy**, v.34, p.340-349, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2009.02.004>.
- RAIHER, A.P.; OLIVEIRA, R.A. de; CARMO, A.S.S. do; STEGE, A.L. Convergência da Produtividade Agropecuária do Sul do Brasil: uma análise espacial. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v.54, p.517-536, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1590/1234-56781806-94790540307>.
- REIS, E.M.; CASA, R.T.; BIANCHIN, V. Controle de doenças de plantas pela rotação de culturas. **Summa Phytopathologica**, v.37, p.85-91, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-54052011000300001>.
- SAMBUICHI, R.H.R.; GALINDO, E.P.; PEREIRA, R.M.; CONSTANTINO, M.; RABETTI, M. dos S. **Diversidade da produção nos estabelecimentos da agricultura familiar no Brasil**: uma análise econométrica baseada no cadastro da Declaração de Aptidão ao Pronaf (DAP). Rio de Janeiro: Ipea, 2016. (Ipea. Texto para discussão, 2202).