

Impactos Climáticos na Produtividade Total dos Fatores da Agricultura Brasileira: Soluções Tecnológicas, Políticas Públicas, e Sustentabilidade

Coordenadores: Steven Helfand (University of California – Riverside) e Pablo M. Guimarães (UFRRJ)

Apresentadores: Steven Helfand (UCR), Pablo M. Guimarães (UFRRJ), Adriana F. Silva (UFG) e Marcelo José Carrer (UFSCar)

Justificativa

Esta sessão organizada objetiva integrar discussões sobre os impactos das mudanças climáticas na produtividade total dos fatores (PTF), avanços tecnológicos e estratégias de financiamento, com foco na sustentabilidade do agronegócio brasileiro. A sessão reunirá estudos que abordam desde os efeitos climáticos na produção de soja (Pagliuca et al.), desafios no bioma Cerrado (Guimarães, Braga e Spolador; e Silva) até o crescimento da PTF em resposta às mudanças climáticas e outros determinantes (Helfand et al.).

Permeando a temática do Congresso, a sessão proposta visa contribuir diretamente ao abordar:

- **Impactos Climáticos:** Pagliuca et al. destacam os efeitos negativos do aumento da temperatura máxima e da evapotranspiração na produtividade da soja, reforçando a necessidade de adaptação tecnológica.
- **Avanços Tecnológicos:** Silva explora como a tecnologia tem sido essencial para mitigar os impactos climáticos no Cerrado, enquanto Helfand et al. analisam o papel de assistência técnica e pesquisa no crescimento da PTF. Guimarães, Braga e Spolador destacam adoção de tecnologia que favorece o aumento da PTF, apoiando, entre outras, questões ambientais.

Potencial Contribuição Acadêmica e para Políticas Públicas:

- A integração de análises empíricas sobre variáveis climáticas, produtividade e eficiência técnica oferece uma base sólida para novos estudos sobre sustentabilidade no agronegócio.
- Os resultados apresentados fornecem subsídios para a formulação de políticas voltadas à resiliência climática, promovendo um setor agrícola mais sustentável e competitivo.

Ao reunir pesquisas complementares, esta sessão organizada se alinha perfeitamente ao tema central do congresso, contribuindo para debates que podem influenciar tanto a academia quanto a formulação de políticas públicas.

Total factor productivity growth in Brazilian agriculture: The roles of climate change and other drivers

Authors/Affiliation/Email:

Steven M. Helfand, University of California, Riverside, steven.helfand@ucr.edu (Presenter)
Francisco Cavalcanti, PIMES-UFPE, francisco.lima.cavalcanti@gmail.com
Carlos Otávio de Freitas (UFES), carlos.freitas87@gmail.com
Ajax Moreira, IPEA, ajaxmoreira@gmail.com

Objectives and overview

This presentation seeks to present preliminary results from a research project that I am coordinating on total factor productivity (TFP) growth in Brazilian agriculture. The objective of the study is to explore the determinants of total factor productivity growth in Brazilian agriculture. We seek to estimate a stochastic frontier production function (SFPF) in order to measure TFP change, technical change (TC), and technical efficiency change (TEC) by municipality in Brazilian agriculture. Our dependent variable is a Fisher output quantity index which is a significant improvement over what has generally been used in previous studies (deflated value of output). After estimating the production function, we will implement the O'Donnell (2018) decomposition of TFP change, as in Spolador and Danelon (2024), Lachaud et al. (2022), and Njuki et al. (2018). Heterogeneity of TFP growth and its components will be explored based on a number of factors, including biome, farm size, sub-period, and product specialization. The potential drivers of TFP growth to be explored include instrumented technical assistance and credit, weather and precipitation shocks, investments in agricultural research via Embrapa, and lagged rural education, electricity, and proxies for access to information (e.g., radio and tv). The study will utilize a panel of municipal data drawn from the 1985, 1995/96, 2006, and 2017 Agricultural Censuses. When a panel of municipalities is created from 1985 to 2017, it results in approximately 3800 consistent geographical units over time (AMCs). With 3800 AMCs and 4 Census rounds, we have approximately 15,000 observations to estimate the models.

Model and TFP decomposition

The model that we estimate is as follows:

$$\ln y_{it} = \alpha_i + \sum_{k=1}^K \beta_k \ln x_{kit} + \tau T + \sum_{j=1}^J \eta_j \ln z_{jit} + v_{it} - u_{it} \quad (1)$$

Where y_{it} is the natural log of our output quantity index in AMC i at time t , α_i are AMC fixed effects, x_{kit} are the log of k production inputs, T is a time trend that captures technological progress, z_{jit} are weather variables as well as the log of other determinants of TFP, v_{it} is a symmetric random error, and u_{it} is an asymmetric error term that captures inefficiency. The output quantity index includes over 100 products and a deflated residual. The inputs (x_{kit}) include a) a land index that uses relative rental rates to aggregate pasture and crop land, b) a family labor index in adult male equivalents, c) deflated purchased inputs, and d) measures of a machine capital stock, a cattle equivalent animal capital stock, and a perennial tree capital stock. For weather shocks, we focus on days of extreme heat as in Aragon et al. (2021), Burke and Emerick (2016), and Schlenker and Roberts (2009) in addition to precipitation anomalies as in Lachaud et al. (2022).

TFP is defined as the ratio of outputs to inputs. O'Donnell (2018) provides a decomposition of a transitive TFP index that compares any two locations (m, i) in any two periods (s, t):

$$TFPI_{msit} = [e^{(\alpha_i - \alpha_m)}] \times \left[\prod_{k=1}^K \left(\frac{x_{kit}}{x_{kms}} \right)^{\beta_{ki} - b_k} \right] \\ \times [e^{(\tau_t - \tau_s)}] \times \left[\prod_{j=2}^J \left(\frac{z_{jit}}{z_{jms}} \right)^{\eta_j} \right] \\ \times \left[\frac{\exp(-u_{it})}{\exp(-u_{ms})} \right] \times \left[\frac{\exp(v_{it})}{\exp(v_{ms})} \right]$$

where the six terms on the right capture: 1) the difference in unobservables (the AMC fixed effects), 2) a scale effect (which only matters if constant returns to scale does not hold), 3) technological change (the shift in the frontier), 4) the effect of weather shocks and other drivers on TFP, 5) inefficiency (or the inability of units to keep up with technological change along the frontier), and 6) the statistical error.

Preliminary results

Preliminary results show that output increased by 2.6% per year over the 32-year period, inputs rose by about 1% per year, and TFP grew by about 1.53% per year. Most of the growth in TFP was due to technological change (1.2% per year). There was a small scale-effect of .04% per year due to increasing returns to scale, and a significant negative effect of -0.39% per year due to extreme heat shocks. As we add more TFP determinants we expect that the residual will decline.

Table 1: Average annual growth in output, inputs, and TFP with extreme temperature Brazil, 1985-2017

	Output (1)	Inputs (2)	TFP (3)	TFP components			
				Technology (4)	Scale eff. (5)	Temperature (6)	Residual (6)
1985-2017	2.60	1.03	1.53	1.20	0.04	-0.39	0.68

A striking finding of our results so far relates to the heterogeneity of TFP growth rates across AMCs in many dimensions. Although TFP has been growing rapidly for Brazil as a whole in the past three decades, it has been much faster in the cerrado (2.95% per year), than the mata atlantica (1.11% per year). In the caatinga it has been close to zero (0.11% per year).

Table 2 shows differences across AMCs in several other dimensions. The first row of the table shows that TFP actually declined between 1985 and 2017 in 33% of the AMCs (column 4). This is a shocking finding! Similarly, column 3 shows that output declined in 38% of AMCs. As a result there has been a significant increase in the concentration of production in a small number of AMCs. We calculate that 5% of the AMCs produced 30% of total output in 1985, but this rose to almost 50% in 2017. Table 2 breaks down a number of indicators by scale of output. The second row shows that for the 75% of AMCs that produced the least, 41% had declining TFP (column 4) and 49% had declining output. The next four rows show that for the remaining 25% of AMCs, very few had falling output or TFP. And as the scale of output rises,

so too does specialization in annual crops like soybeans and corn (column 6). In the top 1% of AMCs by scale of output (the bottom row of Table 2), 73% were specialized in the production of annual products (column 6), where specialization is defined as annual crops accounting for more than 67% of total output in an AMCs.

Table 2: Characteristics of AMCs by classes of scale of output

Output classes	Share of q	$\Delta q < 0$	$\Delta tfp < 0$	Share of specialized AMCs		
				Animal	Annual	Perennial
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
All AMCs	1.00	0.38	0.33	0.33	0.18	0.04
Classes of scale of output						
<p75	0.21	0.49	0.41	0.48	0.14	0.05
p75-p90	0.23	0.08	0.10	0.17	0.37	0.07
p90-p95	0.15	0.05	0.08	0.15	0.40	0.07
p95-p99	0.24	0.01	0.03	0.14	0.53	0.02
>p99	0.17	0.00	0.03	0.08	0.73	0.03

Preliminary conclusions and next steps

Our preliminary results so far suggest the following: a) Brazil has experienced rapid growth in output and TFP between 1985 and 2017; b) TFP growth has been extremely heterogeneous, with fully one third of AMCs experiencing declining TFP, and about 10% of AMCs recording TFP growth rates that are more than twice the national average; c) there are large differences in TFP growth across biomes, AMC scale of output, and AMC degree of specialization in animals, annual crops, and perennial crops; and d) days of extreme heat—which are becoming increasingly common—have slowed TFP growth by about 0.4% per year.

Next steps in the research project include a) the incorporation in the model of the other TFP drivers (instrumented technical assistance and credit, investments in agricultural research via Embrapa, and lagged rural education, electricity, and proxies for access to information), and b) an analysis via transition matrices of convergence/divergence of TFP levels across AMCs. Policy implications will also be addressed.

- Aragón, F. M., Oteiza, F., & Rud, J. P. (2021). Climate change and agriculture: Subsistence farmers' response to extreme heat. *American Economic Journal: Economic Policy*, 13(1), 1–35.
- Burke, M., & Emerick, K. (2016). Adaptation to climate change: Evidence from US agriculture. *American Economic Journal: Economic Policy*, 8(3), 106–140.
- Gasques, J.G., M.R.P. Bacchi, E.T.Bastos, and C. Valdes (2020). “Crescimento e produtividade da agricultura Brasileira: Uma análise do Censo Agropecuário.” Chapter 7 in *Uma Jornada Pelos Contrastes do Brasil: Cem Anos do Censo Agropecuário*, edited by J.E.R. Viera Filho and J.G. Gasques. Brasília: IPEA and IBGE, 107-119.
- Lachaud, M.A., Bravo-Ureta, B.E. & Ludena, C.E. (2022) Economic effects of climate change on agricultural production and productivity in Latin America and the Caribbean (LAC). *Agricultural Economics*, 53(2), 321–332.
- Njuki, E., Bravo-Ureta, B.E. & O'Donnell, C.J. (2018) Decomposing agricultural productivity growth using a random-parameters stochastic production frontier. *Empirical Economics*, 57(3), 839–860.
- O'Donnell, C.J. (2018) *Productivity and efficiency analysis: an economic approach to measuring and explaining managerial performance*. Singapore: Springer.
- Schlenker, W., & Roberts, M. J. (2009). Nonlinear temperature effects indicate severe damages to U.S. crop yields under climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(37), 15594-15598.
- Spolador, H., & Danelon, A. (2024). New evidence of the driving forces behind Brazil's agricultural TFP growth: A stochastic frontier analysis with climatic variables and land suitability index. *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, 69, 1-20.

The role of GMO technology in agricultural productivity growth in the Brazilian Cerrado

Pablo Miranda Guimarães (UFRRJ) – pablomguima@ufrrj.br

Marcelo José Braga (UFV) – mjbraga@ufv.br

Humberto F. S. Spolador (ESALQ/USP) – hspolador@usp.br

Abstract

Using data from the Brazilian Agricultural Censuses of 2006 and 2017 for municipalities classified as part of the Brazilian Cerrado Biome, we incorporated genetically modified (GMO) technology in a stochastic frontier model to assess its direct impact on agricultural productivity. Additionally, we implemented a total factor productivity (TFP) decomposition into key components, including technical efficiency, technological change, scale efficiency, and production environment effects. The main preliminary results suggest that an increment of 1 percentage point in the area of harvested land planted with GMO seeds led, on average, bigger among exceeding farms 200ha instead of Small and Medium. Additionally, the average agricultural TFP growth in the Brazilian Cerrado Biome increased by an annual average of 3.58% in the analyzed period.

Keywords: GM technology, Productivity, Brazilian Cerrado

Background and relevance

The introduction of GMOs into the food system is one of the most notable features of the increasingly industrialized agrifood marketing systems of numerous developed and developing countries around the world (GIANNAKAS, 2014).

The evolution of the bioeconomy has brought about significant changes in supply-chain structures, with a particular focus on feedstock and biofuels, which demonstrate consistent backward and forward linkages. In developing countries, the adoption of agricultural GM technology shows a strong correlation with economic and social advantages, particularly in terms of increased yields and cost reductions (QAIM and ZILBERMAN, 2003; CROST *et al.*, 2007; KLÜMPER and QAIM, 2014). Biotechnology, in this context, plays a crucial role, improving the net return on land, mainly by reducing labor requirements during planting and crop management. Bustos, Caprettini, and Ponticelli (2016) highlighted the integration of mechanical technologies alongside GMO biotechnology leads to a decrease in the demand for labor. Additionally, it leads to resource savings and a decline in the use of pesticides, promoting more sustainable and environmentally friendly agricultural practices (FERNANDEZ-CORNEJO *et al.*, 2014; DE ALMEIDA *et al.*, 2017). These advances in biotechnology underscore the potential of GM to drive positive economic and environmental developments in the agricultural sector.

The ambition of Brazilian agriculture to adopt new technologies and scientific advances has boosted productivity and reduced costs. The widespread use of GMO technology, especially in the Cerrado region's cotton, maize, and soybean crops, continues this positive trend (CIB, 2018).

Brazil's Biosafety Law was officially adopted in 2005, but the impacts of GMO crops were already noticeable before this, from 2003 onwards, even in the absence of institutional stability. According to Céleres (2018), the adoption of biotechnology in maize, soybean, and cotton crops, which are the main Brazilian GMO crops, led to significant advantages, including cost reductions and increased productivity. The share of GMO crops has been consistently growing since 2009 by which date at least one GM cultivar of each crop had received permission for planting. In 2017, 94% of cotton crops, 92.3% of soybean crops, 86.7% of winter maize crops, and 74.7% of summer maize crops were GMO crops (CIB, 2018).

In 2017, the Cerrado Biome accounted for more than 60% of Brazil's maize production, almost 99% of its cotton, and 57% of its soybeans (IBGE, 2017a). Between 2006 and 2017, the area of land cultivated with GMO seeds in the entire Cerrado increased 19 times, and in MATOPIBA¹, a sub-region of the Cerrado covering four northeastern states, the increase was even greater, at 37 times (IBGE, 2006; IBGE, 2017b).

Empirical Model and Data

The empirical model is defined using Cobb-Douglas technology, which is expressed as:

$$\ln Y_{it} = \lambda^R T + \sum_{i=1}^m \beta_m \ln X_{mit} + \sum_{j=1}^n \gamma_j Z_{jit} + \sum_{R=1}^{12} \alpha_R G_R + \psi_i M_i + v_{it} - u_{it}$$

where Y_{it} is the gross production value (GPV) of the i^{th} municipality in t , T is a time-trend variable and is the parameter to be estimated for each state R , X_{it} are the vectors of the factors of production, Z_{it} are the vectors of the parameters which also affect production (including GMO), G_R are dummies to represent the Brazilian states analyzed, and β_m , γ_j , α_i , and ψ_i are vectors of parameters to be estimated.

The productivity analysis entails the measurement and explication of TFP changes, comparing the productivity of municipality i in period t with the productivity of municipality k in period s resulting in a TFP index defined as $TFPI^M(x_{ks}, y_{ks}, x_{it}, y_{it})$.

Following O'Donnell (2018) and Njuki, Bravo-Ureta, and O'Donnell (2018), the TFP as a multiplicative TFP index is defined as:

$$TFPI^M(x_{ks}, q_{ks}, x_{it}, q_{it}) = \frac{q_{it}}{q_{ks}} \prod_{m=1}^M \left(\frac{x_{mks}}{x_{mit}} \right)^{b_m} \quad (1)$$

where $b_1, \dots, b_M$ are non-negative weights such that $\sum_{m=1}^M b_m = 1$. Njuki, Bravo-Ureta, and O'Donnell (2018) presented the properties of the multiplicative index that allow us to compare the TFP of municipality i at time t with the TFP of municipality k at time s ,

$$TFPI^M(x_{ks}, q_{ks}, x_{it}, q_{it}) = \left(\frac{\exp(\lambda_t^R)}{\exp(\lambda_s^R)} \right) \frac{\exp(\sum_{j=1}^n \gamma_j Z_{jt} + \sum_{R=1}^n \alpha_R G_R + \psi_i m_i)}{\exp(\sum_{j=1}^n \gamma_j Z_{ks} + \sum_{R=1}^n \alpha_R G_R + \psi_k m_k)} \prod_{m=1}^M \left(\frac{x_{mit}}{x_{mks}} \right)^{\beta_m - b_m} \left(\frac{e^{-u_{it}}}{e^{-u_{ks}}} \right) \left(\frac{e^{v_{it}}}{e^{v_{ks}}} \right) \quad (2)$$

which is represented as follows:

The multiplicative TFP index defined in equation (2) consists of the following components defined by O'Donnell (2018): the first term on the right-hand side represents technological change or shifts in productivity due to the application of new processes and systems in the production process (OTI). The second component is the unobserved time-invariant factors of the production environment (OEI). The third component on the right-hand side is defined as output-oriented scale-and-mix efficiency (OSEI), which captures fluctuations in productivity associated with economies of scale, and this is followed by the output-oriented technical efficiency index

¹ According to the Brazilian Agricultural Research Corporation (Embrapa) definition, MATOPIBA is a region formed by areas of the Cerrado biome within the states of Maranhão (MA), Tocantins (TO), Piauí (PI) and Bahia (BA), towards which agricultural production expanded from the second half of the 1980 decade ([https:// www.embrapa. br/ en/ tema-matopiba](https://www.embrapa.br/en/tema-matopiba)).

(OTEI), which measures movements towards or away from the frontier as a result of managerial performance. Finally, the last term is the statistical noise index (SNI).

The database includes three inputs five variables that directly affect production, and one variable used to control for inefficiency (Presence on MATOPIBA region). Table 1 presents the descriptive statistics for the entire biome.

Table 1 – Cerrado Descriptive Statistics: 2006-2017

		2006				2017			
		Mean	SD	Min	Max	Mean	SD	Min	Max
Output	R\$ 1000.00	88245.6	151499.2	233.862	1725491	158330	2890002.3	315	3248127
Capital	# of tractors	208.82	270.03	0	2424	304.33	384.71	0	3777
Land	Ha	113710	210081.8	351	5000982	120457.4	216242.1	386	4810916
Labor	# of workers	3490.024	3747.08	59	33284	2542	2386.61	0	21812
GMO	%	0.018	0.06	0	1	0.196	0.254	0	0.953
Schooling	# of farmers	0.074	0.076	0	0.619	0.132	0.095	0	0.5
Technical Assistance	%	0.321	0.227	0.002	1	0.2619	0.207	0	0.937
Social Capital	%	0.391	0.239	0	0.998	0.1375	0.654	0	0.798
Precipitation	mm	122.6	23.8	0	200	120.8	22.9	200.8	0
Evapotranspiration	mm	3.9	0.39	2.9	5.2	4.1	4.1	0.4	5.5

Source: Research results

The output is the agricultural GPV.² Labor is the number of workers, Land is the area of agricultural land, Capital is the number of tractors and GMO is the percentage of harvested land planted with GMO seeds. This variable is relevant because it measures one kind of technical change, an explicit part of Technical Change. The other part of Technical Change is captured by the t variable, with $t = 0$ for 2006 and $t = 1$ for 2017.

To account for the heterogeneity in production across the biome, additional variables were incorporated into the frontier analysis. The Aridity Index (AI), used to assess agricultural potential, was calculated as the ratio of the mean of precipitation to the mean of potential evapotranspiration. The variable for technical assistance was determined by the percentage of municipal areas receiving rural technical assistance.

The proportion of land receiving technical assistance, the prevalence of farm managers holding a bachelor's degree, and the percentage of land integrated into cooperatives (a manifestation of social capital) also contribute significantly to explaining the heterogeneity in agricultural production.

To analyze technology adoption across distinct farm sizes, following Just and Zilberman (1983), the variables in question interacted with the predominance (or absence) of large-scale farms (>200 ha) in the evaluated municipalities. For this purpose, two municipality groups were established per period: one comprising municipalities where over 30% of farms exceeded 200 ha (Large Farm Group) and another where over 30% of farms fell below 200 ha (Small and Medium Farm Group). The 30% threshold was selected as it approximates the global average for farms ≤ 200 ha.

Potential Discussion Points at the Meeting

The proposed empirical model allows to identify potential ways to optimize agricultural practices and improve efficiency in the Brazilian Cerrado. The preliminary results show that an

² The revenue values from 2006 were normalized to the 2017 basis, using IGP-DI.

increase of 1 percentage point in the area of harvested land planted with GMO seeds led, on average, bigger among exceeding farms 200ha instead of Small and Medium.

In general terms, the TFP growth was homogenously high among the analyzed state, where the highest TFP growth was: Mato Grosso (MT), Goiás (GO) and Tocantins (TO).

This study offers a novel contribution to understanding Total Factor Productivity (TFP) growth in Brazil's Cerrado biome by demonstrating that production environment and technological progress are critical drivers of municipal-level agricultural efficiency. These findings underscore the necessity of coordinated public-private investments in innovation and infrastructure to sustain productivity gains, thereby securing Brazil's global competitiveness in agricultural markets.

References

- BUSTOS, Paula; CAPRETTINI, Bruno; PONTICELLI, Jacopo. Agricultural productivity and structural transformation: Evidence from Brazil. **American Economic Review**, v. 106, n. 6, pp. 1320-1365, 2016.
- DE ALMEIDA, Vicente Eduardo Soares; FRIEDRICH, Karen; TYGEL, Alan Freihof; MELGAREJO, Leonardo; CARNEIRO, Fernando Ferreira. Use of genetically modified crops and pesticides in Brazil: growing hazards. **Ciencia & Saude Coletiva**, v. 22, pp. 3333-3339, 2017.
- FERNANDEZ-CORNEJO, Jorge; WECHSLER, Seth J.; LIVINGSTON, Michael; JUST, Richard E.; ZILBERMAN, David. Stochastic structure, farm size and technology adoption in developing agriculture. **Oxford Economic Papers**, v. 35, n. 2, p. 307-328, 1983.
- MITCHELL, Lorraine. Genetically engineered crops in the United States. **USDA-ERS Economic Research Report**, n. 162, 2014.
- GIANNAKAS, Konstantinos. Innovation and policy against hunger in a water-constrained world. *Agricultural Research Safety Quality Resources Countries Scientific Regions*, p. 78, 2014.
- QAIM, Matin; ZILBERMAN, Dav QAIM, Matin; ZILBERMAN, David. Yield effects of genetically modified crops in developing countries. **Science**, v. 299, n. 5608, pp. 900-902, 2003.
- NJUKI, E., B.E. BRAVO-URETA, and C.J. O'DONNELL. 2019. Decomposing Agricultural Productivity Growth Using a Random-parameters Stochastic Production Frontier. *Empirical Economics* 57(3):839–860. O'Donnell, C.J. 2018. *Productivity and Efficiency Analysis: An Economic Approach to Measuring and Explaining Managerial Performance* 1st ed. Springer.

Desafios Climáticos e Produtividade Agrícola: Uma Análise para o bioma do Cerrado

Apresentadora: Adriana Ferreira Silva (adsilva@ufg.br)

Vinculação: Universidade Federal de Goiás

A produção agrícola no bioma Cerrado reflete ganhos de produtividade ligados à expansão da fronteira e adaptação tecnológica. Carvalho et al. (2015) destacam que a região Centro-Oeste, onde predomina o Cerrado, lidera os avanços de produtividade nas últimas décadas. Entre 1995 e 2017, a Produtividade Total dos Fatores (PTF) da agricultura brasileira cresceu a uma taxa anual de 1,96%, com os estados dessa região apresentando os maiores índices de crescimento (Spolador e Danelon, 2024). Tais resultados colocam a região em destaque, mesmo perante desafios relacionados à heterogeneidade na adoção tecnológica e eficiência produtiva, como destacado nos estudos de Rada (2015), Vieira Filho (2016) e Helfand e Levine (2004).

Apesar dos avanços produtivos, a expansão agrícola no bioma intensificou debates sobre a gestão sustentável dos recursos e preservação ambiental. Marengo et al. (2019) apontam que a expansão agropecuária na transição Cerrado-Amazônia tem se refletido em atrasos na estação chuvosa e maior incidência de secas e incêndios, ameaçando a resiliência da produção agrícola. Baldos et al. (2019) destacam que o custo de adaptação da agricultura às mudanças climáticas representa um desafio global, demandando investimentos em tecnologia para mitigar impactos adversos.

Sob a perspectiva futura, Assad et al. (2013) e Zilli et al. (2020) avaliam que os impactos das mudanças climáticas tendem a se intensificar, provocando o deslocamento da produção de grãos para regiões subtropicais. Além disso, perdas de produtividade são esperadas, especialmente no MATOPIBA, região que abrange parte do Cerrado e é uma das principais fronteiras agrícolas do país (Zilli et al., 2020). Nesse sentido, Gasques et al. (2023) reforçam que os avanços tecnológicos têm sido essenciais para sustentar o crescimento da produtividade, tornando a agricultura brasileira mais resiliente às variações climáticas.

Os estudos supracitados discutem o desempenho da produção agrícola brasileira e sua relação com fatores climáticos a partir de dados agregados a nível nacional ou regional, apontando os impactos na produtividade e a necessidade de estratégias de adaptação para garantir a resiliência da agropecuária no país perante os efeitos das mudanças climáticas. O presente estudo se insere nesse contexto com foco em estimar e discutir o desempenho da PTF nas regiões cobertas pelo Cerrado brasileiro, em nível municipal. Além disso, a abordagem difere ao incluir variáveis climáticas na análise da PTF, levando em consideração a heterogeneidade espacial e os diferentes padrões produtivos no bioma.

Para tanto, empregou-se abordagens similares aos estudos de Aragón et al. (2021), Burke & Emerick (2016) e Schlenker & Roberts (2009), os quais utilizam modelos de painel com efeitos fixos para analisar a relação entre variáveis climáticas e produtividade agrícola. Essa abordagem permite controlar fatores não observáveis como características do solo e diferenças estruturais entre municípios, garantindo uma análise mais precisa ao isolar os impactos das variações climáticas.

Ao incorporar variáveis climáticas e outras variáveis que permitem explorar a heterogeneidade espacial da produtividade agrícola (como assistência técnica, crédito, educação, investimentos em pesquisa, etc.), o presente estudo busca fornecer uma visão mais detalhada sobre os fatores que determinam a eficiência técnica e a produtividade total dos fatores (PTF) no Cerrado. Além disso, ao integrar aspectos ambientais e climáticos, a pesquisa oferece subsídios para a formulação de políticas públicas voltadas à resiliência e sustentabilidade da agropecuária no bioma.

Referências

- Aragón, F. M., Oteiza, F., & Rud, J. P. (2021). Climate change and agriculture: Subsistence farmers' response to extreme heat. *American Economic Journal: Economic Policy*, 13(1), 1–35. <https://doi.org/10.1257/pol.20190316>
- Assad, E., Pinto, H. S., Nassar, A., Harfuch, L., Freitas, S., Farinelli, B., Lundell, M., Bachion, L. C., & Fernandes, E. C. M. (2013). *Impactos das mudanças climáticas na produção agrícola brasileira*. Banco Mundial.
- Baldos, U. L. C., Fuglie, K. O., & Hertel, T. W. (2019). The research cost of adapting agriculture to climate change: A global analysis to 2050. *Agricultural Economics*, 51(2), 191–205. <https://doi.org/10.1111/agec.12550>
- Burke, M., & Emerick, K. (2016). Adaptation to climate change: Evidence from US agriculture. *American Economic Journal: Economic Policy*, 8(3), 106–140. <https://doi.org/10.1257/pol.20130025>
- Carvalho, A. X. Y., Laureto, C. R., & Pena, M. G. (2015). *Crescimento da produtividade agrícola nas microrregiões brasileiras*. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA).
- Gasques, J. G., Vieira Filho, J. E. R., Bastos, E. T., & Bacchi, M. R. P. (2023). Produtividade da agricultura brasileira. *Revista de Política Agrícola*, 32(3), 133–139.
- Marengo, J. A., Jimenez, J. C., Espinoza, J. C., Cunha, A. P., & Aragão, L. E. O. (2019). Increased climate pressure on the agricultural frontier in the Eastern Amazonia–Cerrado transition zone. *Scientific Reports*, 12, 457. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-04241-4>
- Rada, N. E. (2015). Assessing Brazil's Cerrado agricultural miracle: An update. *Revista de Economia e Agronegócio*, 11(1), 146–155.
- Schlenker, W., & Roberts, M. J. (2009). Nonlinear temperature effects indicate severe damages to U.S. crop yields under climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(37), 15594–15598. <https://doi.org/10.1073/pnas.0906865106>
- Spolador, H., & Danelon, A. (2024). New evidence of the driving forces behind Brazil's agricultural TFP growth: A stochastic frontier analysis with climatic variables and land suitability index. *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, 69, 1–20.
- Vieira Filho, J. E. R. (2016). *Expansão da fronteira agrícola no Brasil: Desafios e perspectivas*. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA).
- Zilli, M., Scarabello, M., Soterroni, A. C., Valin, H., Mosnier, A., Leclère, D., Havlík, P., Kraxner, F., Lopes, M. A., & Ramos, F. M. (2020). The impact of climate change on Brazil's agriculture. *Science of the Total Environment*, 740, 139384. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139384>

EFEITOS DE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS NA PRODUTIVIDADE DA SOJA EM PROPRIEDADES RURAIS DO ESTADO DE SÃO PAULO: UMA ANÁLISE EMPÍRICA COM MICRODADOS

Larissa Gui Pagliuca³ (larigpagliuca@gmail.com);
Marcelo José Carrer³ (marcelocarrer@dep.ufscar.br);
Rodrigo Damasceno³ (rodrigo.damasceno@estudante.ufscar.br);
Marcela de Mello Brandão Vinholis⁴ (marcela.vinholis@embrapa.br)

Objetivo: O trabalho tem o objetivo central de estimar os efeitos da temperatura máxima, precipitação acumulada e evapotranspiração na produtividade da soja em propriedades rurais do estado de São Paulo.

Método: A estratégia empírica consistiu na estimação de fronteiras estocásticas de produção com microdados primários coletados junto a uma amostra de 150 propriedades rurais no estado de São Paulo. Os dados foram coletados de forma presencial mediante a aplicação de um questionário estruturado e referem-se à safra 2023/24. A coleta de dados se deu no âmbito de um projeto de pesquisa financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (processo 2022/02967-5). Assumiu-se a forma funcional Cobb-Douglas para representar a tecnologia de produção das fazendas. O modelo econométrico pode ser descrito como:

$$\ln y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^6 \beta_j \ln x_{ij} + \alpha I_i + \gamma_j C_{ij} + v_i - u_i \quad (1)$$

Em que y_i é a produção de soja da fazenda i na safra 2023/24; x_{ij} é um vetor de fatores de produção utilizado pela fazenda i na produção de soja (terra – em hectares, sementes – em toneladas, fertilizantes – em toneladas, defensivos – em valor gasto, mão de obra – em horas, capital – em número de tratores); β_j é um vetor de parâmetros da tecnologia de produção a serem estimados; I_i é uma variável de controle para a adoção da tecnologia de irrigação na produção de soja; α é o coeficiente que demonstra a associação entre adoção de irrigação e produção de soja; C_{ij} são as três variáveis climáticas de maior interesse na análise: média da temperatura máxima durante o período de safra de soja (setembro de 2023 a março de 2024) no município em que a fazenda está localizada, precipitação acumulada durante o período da safra de soja no município em que a fazenda está localizada, e evapotranspiração durante o período da safra de soja no município em que a fazenda está localizada; γ_j são os coeficientes que demonstram os efeitos das três variáveis na produção de soja na safra 2023/24; v_i é o termo de erro independente e identicamente distribuído; u_i é o termo assimétrico não negativo associado à ineficiência técnica da i -ésima fazenda. As estimativas dos parâmetros foram obtidas por máxima verossimilhança utilizando-se o pacote `sfaR` no software R (Dakpo et al., 2024)⁵. Foram estimados modelos econométricos com diferentes combinações para as variáveis climáticas de maior interesse no estudo.

Resultados e discussão: Os estimadores das variáveis climáticas apresentaram efeitos estatisticamente significativos ao nível de 1% na produção de soja em todos os modelos estimados. Como as fronteiras de produção estimadas controlam para os efeitos dos fatores de

³ Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de São Carlos (UFSCar).

⁴ Embrapa Pecuária Sudeste.

⁵ Dakpo, K. H.; Desjeux, Y.; Henningsen, A.; Latruffe, L. (2024). Stochastic Frontier Analysis Routines (`sfaR`). R package version 1.0.1, <https://CRAN.R-project.org/package=sfaR>.

produção (terra, trabalho, capital, defensivos, fertilizantes e sementes) e da tecnologia de irrigação, pode-se interpretar os coeficientes das variáveis climáticas como seus efeitos sobre a produtividade da soja nas propriedades rurais do estado de São Paulo na safra 2023/24. A média da temperatura máxima tem efeito negativo sobre a produtividade da soja. Para cada 0,1° de aumento na temperatura máxima, a produção de soja tende a cair 0,05 toneladas, *ceteris paribus*. Ou seja, quanto maior for o aumento na temperatura máxima em determinado município menor tende a ser a produtividade da soja nas propriedades rurais ali localizadas. Esse resultado corrobora com a hipótese de que o aquecimento global pode reduzir significativamente a produção de alimentos. Por sua vez, a precipitação acumulada na safra de soja apresentou efeito positivo e estatisticamente significativo na produtividade da soja das fazendas analisadas. Em média, aumentos de 0,1 mm na precipitação acumulada em determinado município resultam em incrementos na produção de 0,002 toneladas de soja em fazendas ali localizadas, *ceteris paribus*. Esse resultado reforça a importância de chuvas regulares e em volume adequado durante a safra. Alguns municípios da amostra tiveram volumes de precipitação consideravelmente abaixo da média histórica na safra 2023/24. Esses municípios também são aqueles cujas fazendas operaram com produtividades mais baixas na amostra. A evapotranspiração, que combina efeitos de temperatura e precipitação, apresentou efeito negativo sobre a produtividade da soja, conforme esperado. Cada mm adicional de evapotranspiração tende a reduzir a produção de soja em 0,003 toneladas, *ceteris paribus*. Em particular, os resultados empíricos deste trabalho demonstram que a produtividade da soja das propriedades rurais localizadas em municípios mais afetados por ondas de calor e escassez de chuva tendem a ser significativamente mais baixa do que daquelas localizadas em municípios menos afetados. Mesmo considerando uma amostra de propriedades rurais localizadas em um único estado, os resultados dos estimadores das variáveis climáticas são consistentes e estatisticamente significativos em todos os modelos estimados. Esses efeitos tendem a ser ainda maiores para amostras com propriedades rurais localizadas em regiões com maior heterogeneidade climática.