CARBONO ORGÂNICO DO SOLO A PARTIR DA AGRICULTURA, PASTAGEM E FORMAÇÕES FLORESTAIS NO BRASIL EM 2023: CONTRIBUIÇÕES DA GEOGRAFIA FÍSICA

SOIL ORGANIC CARBON FROM AGRICULTURE, PASTURE, AND FOREST FORMATIONS IN BRAZIL IN 2023: CONTRIBUTIONS OF PHYSICAL GEOGRAPHY

CARBONO ORGÁNICO DEL SUELO DE LA AGRICULTURA, LA GANADERÍA Y LAS FORMACIONES FORESTALES EN BRASIL EN 2023: CONTRIBUCIONES DE LA GEOGRAFÍA FÍSICA

DOI 10.55028/geop.v21i40

Rafael Rossi*

Resumo: Por meio deste artigo analisamos os padrões estatísticos e espaciais do Carbono Orgânico do Solo (COS) em áreas de agricultura, pastagem e formações florestais nos estados e regiões brasileiras, com base em dados do MAPBIOMAS de 2023. Foram aplicadas estatística descritiva, Análise Fatorial Exploratória, testes de Kruskal-Wallis e Dunn, correlação bayesiana, Índice de Moran, correlogramas espaciais, Local Neighbor Match Test e Análise Espacial Empírica de Bayes. Os resultados evidenciaram heterogeneidade regional e padrões de dependência espacial, demonstrando que a integração entre estatística e Geografia Física amplia a compreensão da distribuição espacial do COS e subsidia estratégias de manejo sustentável edáfico.

Palavras-chave: Carbono Orgânico do Solo; Estatística Espacial; Saúde do Solo; Geografia Física.

Abstract: This study analyzed the statistical and spatial patterns of Soil Organic Carbon (SOC) across agricultural, pasture, and forest formation

Introdução

Avaliar a saúde do solo é uma empreitada complexa e que exige esforços integradores. O solo é um recurso natural multidimensional, ou seja, formado a partir da síntese de seus atributos físicos, químicos e biológicos. Em face desse entendimento, ele pode ser compreendido como um sistema, isto é, um conjunto articulado que é mais do que a simples somatória de suas partes constituintes, pois envolve, ainda, as sínteses, as dinâmicas e os processos entre suas partes em diversas interações com a matéria orgânica, os minerais, rochas, gases, animais, plantas, recursos hídricos, relevo e o próprio tempo.

* Geógrafo, Pós-Doutor em Agronomia, Docente e Pesquisador no Programa de Pós-Graduação em Recursos Naturais da UFMS de Campo Grande, MS, Brasil. Orcid: https://orcid.org/0000-0001-8544-3756. E-mail: r.rossi@ufms.br.

areas in Brazilian states and regions, based on the 2023 MapBiomas dataset. Descriptive statistics, Exploratory Factor Analysis, Kruskal–Wallis and Dunn tests, Bayesian correlation, Moran's I, spatial correlograms, the Local Neighbor Match Test, and Empirical Bayes Spatial Analysis were employed. The results revealed marked regional heterogeneity and spatial dependence patterns, demonstrating that the integration of statistical and spatial analyses with Physical Geography enhances the understanding of the spatial distribution of SOC and provides valuable support for sustainable soil management strategies.

Keywords: Soil Organic Carbon; Spatial Statistics; Soil Health; Physical Geography.

Resumen: Este artículo analizó los patrones estadísticos y espaciales del Carbono Orgánico del Suelo (COS) en áreas de agricultura, pastizales y formaciones forestales de los estados y regiones de Brasil, a partir de datos de MAPBIOMAS correspondientes a 2023. Se aplicaron estadística descriptiva, Análisis Factorial Exploratorio, pruebas de Kruskal–Wallis y Dunn, correlación bayesiana, Índice de Moran, correlogramas espaciales, Local Neighbor Match Test y Análisis Espacial Bayesiano Empírico. Los resultados evidenciaron una marcada heterogeneidad regional y patrones de dependencia espacial, demostrando que la integración entre los análisis estadísticos y espaciales y la Geografía Física amplía la comprensión de la distribución espacial del COS y aporta fundamentos para estrategias de manejo sostenible del suelo.

Palabras clave: Carbono orgánico del suelo; Estadística espacial; Salud del suelo; Geografía Física.

Com efeito, a saúde do solo pode ser entendida enquanto a "capacidade continuada do solo em funcionar como um ecossistema vivo, que sustenta a produtividade de plantas e animais, mant**ém** ou melhora a qualidade da água e do ar" (Cherubin e Schiebelbein; 2022, p. 10), além de promover a saúde vegetal, animal e humana (Cherubin e Schiebelbein; 2022). Desse modo, é sempre importante que as avaliações sobre a saúde do solo se baseiem em análises químicas, físicas e biológicas. Um indicador chave, nesse aspecto, é o Carbono Orgânico do Solo (COS).

A dimensão orgânica engloba componentes vivos e mortos, representando ao redor de 5% do solo e se configura na Matéria Orgânica do Solo (MOS) que, por sua vez, é formada principalmente por C, H, O, N, P e S, sendo que o carbono é o elemento mais abundante ocupando em média 50% da MOS e, justamente, por isso, ele é o elemento de referência nos estudos que envolvem a MOS (Maia *et al*., 2025).

Desenvolver práticas de manejo que possibilitem aumentar a MOS, em solos tropicais como é o caso do Brasil, é uma estratégia fundamental, do ponto de vista ambiental e agronômico, para contribuir com o sequestro de carbono no solo. O sequestro de carbono no solo pode contribuir com a melhoria de uma série de serviços ecossistêmicos fornecidos pelo solo, como, por exemplo: 1) produção de biomassa; 2) habitat para diversas espécies e genes;

3) fornecimento de matérias-primas; 4) atividade biológica edáfica, dentre outros (Maia *et al.*, 2025). Além desses exemplos, é importante lembrar que o sequestro de carbono no solo contribui para mitigar as emissões antrópicas de gases de efeito estufa, possibilitando o desenvolvimento de sistemas agrícolas mais equilibrados, resilientes e adaptados às mudanças climáticas (Maia *et al.*, 2025).

Dessa forma, nosso objetivo com o presente artigo foi analisar e explicitar padrões estatísticos e espaciais dos dados de COS da agricultura, pastagem e formações florestais nas regiões brasileiras no ano de 2023, a partir dos dados do MAPBIOMAS. A intervenção antrópica nos ecossistemas, por meio da agricultura, pode contribuir para regenerar ou manter a saúde do solo, bem como pode, via práticas de manejo inadequadas, desenvolver processos de degradação química, física e biológica. O aprimoramento e a expansão de agroecossistemas mais sustentáveis e resilientes, perpassam a adoção de sistemas que favoreçam a manutenção da MOS e, portanto, também do COS.

Materiais e métodos

Os dados utilizados foram acessados a partir do portal MAPBIOMAS, na coleção estatística MAPBIOMAS Solos. A partir desse acesso, selecionamos os dados de COS em toneladas por hectare (ton/ha) para todos os Estados brasileiros a partir da agricultura, pastagem e formações florestais tendo como base o ano de 2023. Para modelar o COS, foi utilizado um conjunto de 250 dados que passaram por verificação de qualidade, totalizando 15.729 pontos, dos quais 13.381 foram georreferenciados (MAPBIOMAS, 2025).

O COS foi medido na camada de 0 a 30cm de profundidade, utilizando três modelos de aprendizado de máquina: Modelo 1 – Amazônia; Modelo 2 – Mata Atlântica, Cerrado, Caatinga e Pantanal e; Modelo 3 – Pampa. Foi utilizado um conjunto de dados de treinamento elaborado a partir de 12.574 pontos de dados de campo. As variáveis analisadas são compreendidas como: 1) Formação Florestal: engloba várias florestas ombrófilas, sazonais, savanas e áreas de influência fluvial e/ou lacustre, incluindo também áreas afetadas por incêndios ou exploração madeireira, florestas secundárias e bambuzais; 2) Agricultura: engloba lavoura perene (café e outras lavouras perenes) e lavoura temporária (algodão, arroz, cana, outras lavouras temporárias e soja) e; 3) Pastagem (MAPBIOMAS, 2025).

Para compreender os padrões estatísticos, utilizamos o software, *Open Source*, JASP v. 0.95.4 e construímos as seguintes análises: 1) Estatística Descritiva com teste de *Shapiro-Wilk* para cada variável; 2) *Raincloud plot* para cada variável; 3)

Análise Fatorial Exploratória; 4) teste de *Kruskal-Wallis* para cada variável; 5) *Post hoc* de Dunn para cada variável; 6) Correlação Bayesiana e; 7) *Flexplot*.

Para o entendimento dos padrões espaciais, utilizamos o software, *Open Source*, GeoDa v. 1.22.0.21 e elaboramos as seguintes análises: 1) Índice Moran Global para cada variável; 2) Correlograma Espacial para cada variável; 3) *Local Neighbor Match Test* para cada variável; 4) Análise Espacial Empírica de Bayes para cada variável.

Importante esclarecer que as análises estatísticas possibilitam e nos auxiliam no entendimento de padrões, tendências, probabilidades e comportamento dos dados. Todavia, a Estatística Espacial se fundamenta como estratégia metodológica no âmbito da Geografia Física, pois irá revelar tendências de dependência e autocorrelação espaciais.

Resultados e discussão

Para as estatísticas descritivas com relação à variável Agricultura (Agri), a tabela 01 apresenta os seguintes resultados:

Tabela 01. Estatísticas Descritiva para a variável Agricultura (Agri)

	AGR				
	CO	N	NE	S	SE
Média	$2.419\times10^{+8}$	$1.610\times10^{+7}$	$3.268\times10^{+7}$	$3.058\times10^{+8}$	$1.551\times10^{+8}$
Desvio Padrão	$2.067\times10^{+8}$	$2.151\times10^{+7}$	$3.834\times10^{+7}$	$1.936\times10^{+8}$	$1.708\times10^{+8}$
Shapiro-Wilk	0.996	0.778	0.702	0.900	0.820
P-valor of Shapiro-Wilk	.986	.025	.002	.387	.144

Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

Com base nos dados da tabela 01, pode-se inferir que as regiões CO e S possuem os valores médios mais altos. O teste de Shapiro-Wilk revelou padrões paramétricos para as regiões CO, S e SE e não paramétricos para as regiões N e NE. A tabela 02 explicita os resultados para a variável Pastagem (Past).

Tabela 02. Estatísticas Descritivas para a variável Pastagem (Past)

	PAST				
	CO	N	NE	S	SE
Média	$4.724\times10^{+8}$	$2.670\times10^{+8}$	$1.679\times10^{+8}$	$7.604\times10^{+7}$	$3.467\times10^{+8}$
Desvio Padrão	$3.544\times10^{+8}$	$3.204\times10^{+8}$	$2.005\times10^{+8}$	$6.419\times10^{+7}$	$4.421\times10^{+8}$
Shapiro-Wilk	0.970	0.793	0.650	0.960	0.696
P-valor of Shapiro-Wilk	.841	.035	< .001	.614	.011

Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

De acordo com os dados apresentados na tabela 02, pode-se observar que a região CO tem os valores de média mais altos para COS, seguida da região SE e N. Já o teste de normalidade de Shapiro-Wilk revelou CO e S apresentam normalidade; N, NE e SE não apresentam normalidade. A tabela 03 contém os resultados das estatísticas descritivas para a variável Formações Florestais (Fore. Form.).

Tabela 03. Estatísticas Descritiva para a variável Formações Florestais (Fore. Form.)

	FORE. FORM.				
	CO	N	NE	S	SE
Média	$4.810\times10^{+8}$	$1.915\times10^{+9}$	$1.065\times10^{+8}$	$3.007\times10^{+8}$	$2.315\times10^{+8}$
Desvio Padrão	$6.767\times10^{+8}$	$2.577\times10^{+9}$	$1.714\times10^{+8}$	$3.223\times10^{+7}$	$2.140\times10^{+8}$
Shapiro-Wilk	0.756	0.708	0.679	0.960	0.882
P-valor of Shapiro-Wilk	.044	.005	< .001	.616	.346

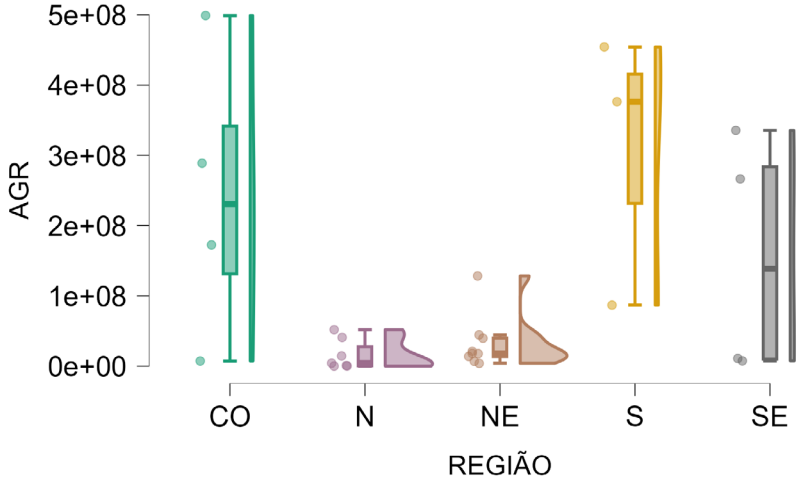
Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

De acordo com os dados presentes na tabela 03, no âmbito das formações florestais, a região com a média de COS mais alta é a região N e a região com valor mais baixo apresentado para essa variável é a região NE. No que se refere ao teste *Shapiro-Wilk* as regiões S e SE apresentaram normalidade e as regiões N, NE e CO não apresentaram normalidade.

As diferenças observadas entre as regiões brasileiras demonstram que a distribuição do Carbono Orgânico do Solo não pode ser compreendida como um fenômeno homogêneo no território nacional. Os distintos padrões climáticos, fitogeográficos, pedológicos e históricos de ocupação e uso da terra constituem elementos fundamentais para compreender essa variabilidade. Nesse sentido, a Geografia Física contribui justamente ao analisar o solo enquanto parte de um sistema ambiental integrado, no qual fatores naturais e ações antrópicas se articulam continuamente.

A figura 01 apresenta, por sua vez, o *Raincloud Plot* para a variável Agricultura, com objetivo de uma compreensão do comportamento dessa variável por região brasileira.

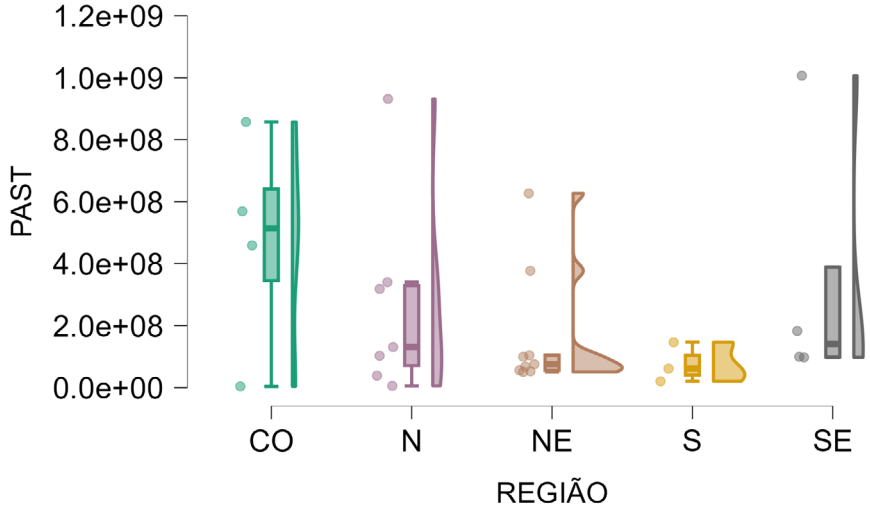
Figura 01. *Raincloud Plot* para variável Agricultura (Agri)



Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

Conforme a visualização oferecida com o *Raincloud Plot* de COS para a variável Agricultura, presente na figura 01, percebemos, na região CO, uma distribuição alongada dos dados, com valores bem distribuídos e sem ondas de distribuição. Já a região N apresenta os valores mais baixos com a onda de distribuição acompanhando os menores valores. A região NE possui desempenho pouco melhor que a região N, possuindo também distribuição de onda mais concentrada ao redor dos menores valores. A região S é a que mais se aproxima de CO, possuindo a mediana mais elevada entre as regiões brasileiras e leve distribuição ao redor dos valores mais altos. A região SE possui os valores bem distribuídos, ocupando o terceiro melhor desempenho entre as regiões do país. A figura 02 apresenta o *Raincloud Plot* de COS para a variável Pastagem.

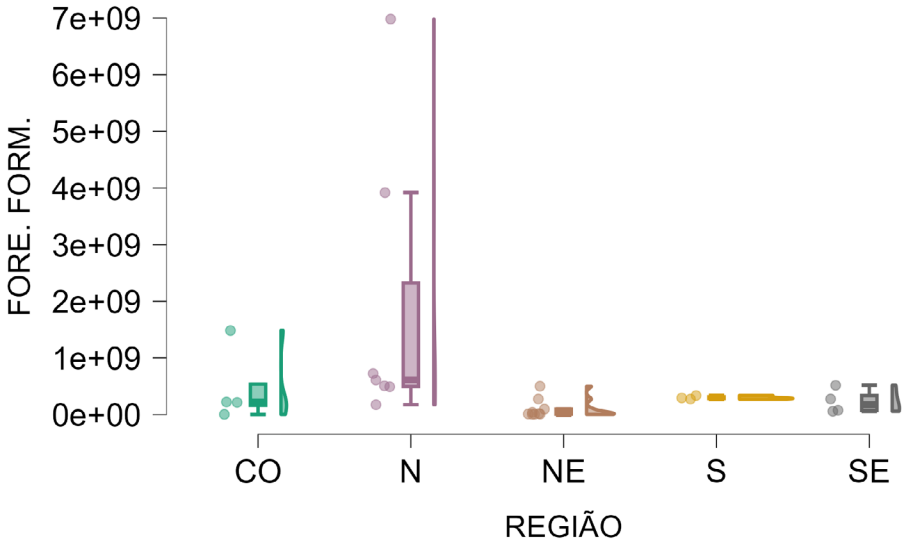
Figura 02. *Raincloud Plot* para variável Pastagem (Past)



Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

Perante as informações presentes na figura 02, a respeito do comportamento de COS para a variável Pastagem entre as regiões brasileiras, podemos verificar que a região CO apresenta o valor de mediana mais alto, seguida da região SE. As regiões N, NE e S apresentaram os valores mais baixos, sendo que a região NE e S possuem a distribuição em onda e as medianas menores entre todas as regiões brasileiras. A figura 03 apresenta *Raincloud Plot* para a variável Formações Florestais.

Figura 03. *Raincloud Plot* para variável Formações Florestais (Fore. Form.)



Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

A figura 03 possibilitou revelar que a região N possui os valores mais altos de COS para a variável Formações Florestais perante as regiões brasileiras. Em segundo lugar está a região CO, seguida de SE, sendo que a região S e NE apresentaram os piores desempenhos nessa variável.

Os padrões observados nos Raincloud Plots reforçam a importância de compreender o COS a partir de uma perspectiva espacial. Não se trata apenas de diferenças quantitativas entre regiões, mas de expressões territoriais de diferentes relações entre solo, cobertura vegetal, práticas de manejo e história de ocupação dos ambientes brasileiros.

Conforme afirmamos na introdução, os solos são indispensáveis para uma série de serviços ecossistêmicos essenciais à vida no planeta Terra. A análise estatística descritiva, até aqui, revelou padrões desiguais pelo espaço geográfico brasileiro. Tal fato coloca o desafio de pesquisas e intervenções de assistência técnica rural que promovam a disseminação de sistemas integrados de produção que se baseiem em princípios da Agricultura Sustentável, pois, desse modo, aumentamos as chances de regeneração da saúde edáfica (Primavesi, 1992).

Costa e Lawall (2017), por exemplo, chamam a atenção para a importância da Geografia Física, no âmbito da extensão universitária, em contribuir com uma compreensão sistêmica e sustentável dos solos. Esse é um caminho promissor em ser investigado e praticado, pois abrimos horizontes de entendimento desse recurso natural de modo a explicitar a indissociabilidade entre natureza e sociedade por meio da contribuição da Geografia Física.

Entendemos que a Geografia Física se preocupa com a análise e da pesquisa sobre a organização espacial dos geossistemas (Nascimento e Sampaio, 2005). Nesse aspecto, a saúde dos solos no que diz respeito à produção agropecuária é uma temática importante para a Geografia Física, já que esse recurso natural possui relevância ambiental e social que extrapola o âmbito agrícola, avançando para a qualidade e saúde dos geossistemas e da própria saúde de plantas, animais e seres humanos.

A Geografia Física possui papel fundamental nessa discussão, pois permite compreender que os padrões de COS observados são resultado da interação entre processos naturais, como clima, vegetação e formação dos solos, e processos sociais relacionados aos modelos de produção agrícola. Dessa forma, o carbono orgânico do solo ultrapassa sua condição de indicador químico, representando também uma expressão espacial da forma como diferentes sociedades se relacionam historicamente com seus ambientes.

No prosseguimento de nossas análises, com o objetivo de compreender e identificar estruturas (fatores) que ajudam a compreender a correlação entre as variáveis observadas, elaboramos uma Análise Fatorial Exploratória - AFE. A tabela 04 apresenta resultados da AFE.

Tabela 04. Análise Fatorial Exploratória entre as variáveis analisadas

	Factor 1	Uniqueness
PAST	1.008	-0.015
AGR		0.850
FORE. FORM.		0.963

Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

Os dados da tabela 04 revelaram que a variável Pastagem (Past) possui uma carga = 1.008 o que é extremamente alta e indicativa de que essa variável representa de modo forte o fator latente. A variável Agricultura (Agri) possui carga = 0.850 que significa uma carga forte e também uma variável importante para o fator, o que ocorre também para a variável Formações Florestais (Fore. Form.) com carga = 0.963.

A análise indicou a extração de um único fator com autovalor de 1,22, explicando 40,7% da variância total. A rotação Promax apresentou resultado praticamente idêntico (40,1%), confirmando a unidimensionalidade do conjunto de variáveis. Assim, as três variáveis demonstraram convergir para um único construto latente. Conforme havíamos verificado no âmbito das estatísticas descritivas que a maior parte de nossos dados não apresentou distribuição normal, isso nos impossibilitou a realização de uma ANOVA (Análise de Variância). Contudo, foi possível realizar um teste de *Kruskal-Wallis* para cada variável. O objetivo foi a verificação de diferença estatística significativa entre as distribuições das variáveis, comparando ranks os postos dos valores, ao invés dos próprios valores e, exatamente por isso, ele não exige que os dados sejam paramétricos.

O teste *Kruskal-Wallis* para os dados de COS da Agricultura perante as regiões brasileiras, demonstrou um $p = 0.031$, ou seja, < 0.05 e isso rejeita a hipótese nula, isto é, podemos afirmar que existe diferença estatisticamente significativa. O *Rank Epsilon-Squared* (ε^2) é uma medida de tamanho de efeito para o *Kruskal–Wallis*, sendo que o valor observado de 0.410 significa um tamanho de efeito grande, ou seja, a diferença regional ajuda a explicar cerca de 41% da variação nos rankings da variável agricultura.

A identificação de diferenças estatísticas entre determinadas regiões evidencia que os sistemas agrícolas, pastoris e florestais brasileiros apresentam trajetórias

distintas de transformação ambiental. A interpretação desses resultados demanda uma abordagem geográfica, pois as diferenças de COS são resultado da combinação entre fatores naturais e diferentes estratégias de apropriação e manejo dos recursos naturais.

Tabela 05. *Post Hoc* de Dunn para a variável Agricultura (Agri)

Comparison	z	W_i	W_j	r_{rb}	p	p_{bonf}	p_{holm}
CO - N	2.312	19.500	8.000	-0.786	.021	.208	.187
CO - NE	1.503	19.500	12.333	-0.611	.133	1.000	.835
CO - S	-0.632	19.500	23.333	0.167	.527	1.000	1.000
CO - SE	0.668	19.500	15.750	-0.125	.504	1.000	1.000
N - NE	-1.083	8.000	12.333	0.397	.279	1.000	1.000
N - S	-2.799	8.000	23.333	1.000	.005	.051	.051
N - SE	-1.558	8.000	15.750	0.571	.119	1.000	.835
NE - S	-2.079	12.333	23.333	0.926	.038	.376	.301
NE - SE	-0.716	12.333	15.750	0.222	.474	1.000	1.000
S - SE	1.251	23.333	15.750	-0.667	.211	1.000	1.000

Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

O *post hoc* de Dunn revelou que a única comparação próxima à significância foi entre as regiões N e S com um pHolm = 0.051, não atingiu significância ao nível de 5%, embora tenha ficado no limite. A magnitude dessa diferença foi extremamente elevada (rrb = 1.00). As demais comparações não apresentaram diferenças significativas após correção para múltiplas comparações.

Para a variável Pastagem, observamos que o p = 0.562, portanto, > 0.05, o que indica que não há diferença significativa entre as regiões para a variável analisada e por isso não realizamos post hoc de Dunn para a variável Pastagem.

Para a variável Formações Florestais, podemos observar um p = 0.018, portanto, < 0,05 o que indica que há diferença estatística significativa entre as regiões e, em face disto, realizamos *post hoc* de Dunn para essa variável, apresentando os valores na tabela 06.

Tabela 06. *Post Hoc* de Dunn para a variável Formações Florestais (Fore. Form.)

Comparison	z	W_i	W_j	r_{rb}	p	p_{bonf}	p_{holm}
CO - N	-1.773	12.750	21.571	0.500	.076	.762	.686
CO - NE	0.996	12.750	8.000	-0.278	.319	1.000	1.000
CO - S	-0.591	12.750	16.333	0.500	.554	1.000	1.000
CO - SE	-0.178	12.750	13.750	0.000	.859	1.000	1.000

Comparison	z	W_i	W_j	r_{rb}	p	p_{bonf}	p_{holm}
N - NE	3.393	21.571	8.000	-0.905	< .001	.007	.007
N - S	0.956	21.571	16.333	-0.714	.339	1.000	1.000
N - SE	1.572	21.571	13.750	-0.714	.116	1.000	.922
NE - S	-1.575	8.000	16.333	0.704	.115	1.000	.922
NE - SE	-1.206	8.000	13.750	0.611	.228	1.000	1.000
S - SE	0.426	16.333	13.750	-0.333	.670	1.000	1.000

Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

O teste *post hoc* de Dunn para a variável Formações Florestais, tabela 08, indicou que apenas a comparação entre as regiões N e NE apresentou diferença significativa com um p_{Holm} = .007, com a região Norte exibindo valores superiores à região Nordeste. A magnitude da diferença foi extremamente elevada (rrb = 0.905). Nenhuma outra comparação apresentou significância após correção por múltiplas comparações.

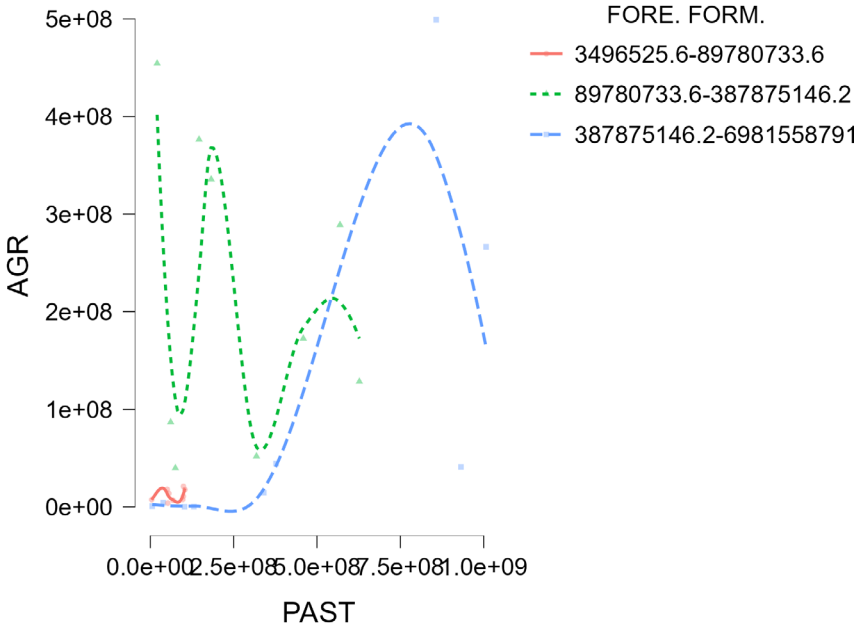
Tabela 07. Correlação Bayesiana com *Kendall´s Tau*

			Kendall's tau B	BF_{10}
AGR	-	PAST	0.373	8.784
AGR	-	FORE. FORM.	0.191	0.631
PAST	-	FORE. FORM.	0.362	7.091

Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

As correlações bayesianas de Kendall, presentes na tabela 07, indicaram uma associação positiva moderada entre Agricultura e Pastagem ($\boldsymbol{\tau B}$ = 0.373; BF_{10} = 8.784), bem como entre Pastagem e Formações Florestais ($\boldsymbol{\tau B}$ = 0.362; BF_{10} = 7.091), ambas apoiadas por forte evidência bayesiana. Por outro lado, a correlação entre Agricultura e Formações Florestais foi fraca ($\boldsymbol{\tau B}$ = 0.191), com BF_{10} = 0.631, o que indica ausência de evidência consistente de associação entre essas variáveis. O gráfico *Flexplot*, presente na figura 04, ajuda a visualizar essas correlações.

Figura 04. *Flexplo*t para Variáveis Agricultura, Pastagem e Formações Florestais



Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

O gráfico *flexplot* apresenta no eixo X a variável COS de Pastagem, no eixo Y a variável COS de Agricultura e nas linhas coloridas as principais faixas/intervalos dos valores de COS das Formações Florestais. Observamos que a relação entre Agricultura e Pastagem, considerando os valores de Formações Florestais, indica uma relação não linear entre as variáveis. Nas faixas mais elevadas de Formações Florestais, observamos um padrão de crescimento mais acentuado de Agricultura à medida que Pastagem aumenta e, quando esses valores são mais baixos, essa relação tende a desaparecer.

A associação entre determinadas variáveis demonstra que os usos da terra não devem ser analisados de maneira isolada. A perspectiva da Geografia Física possibilita compreender agricultura, pastagem e formações florestais como componentes de sistemas ambientais interligados, nos quais mudanças no uso e cobertura da terra podem influenciar a dinâmica do carbono no solo.

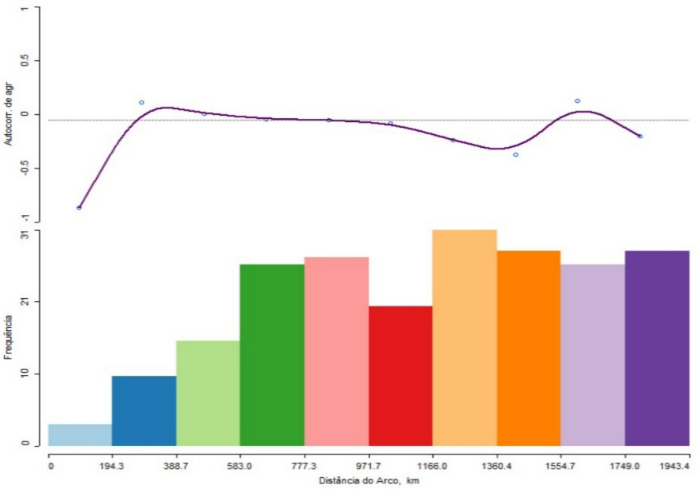
As análises estatísticas elaboradas revelaram padrões importantes em serem considerados nos dados de COS das regiões brasileiras, no sentido de levar em consideração as desigualdades e especificidades do processo histórico de constituição e reprodução do sistema agropecuário em cada uma delas. Isso, por sua vez, nos conduziu no caminho da Estatística Espacial como uma estratégia complementar na averiguação dos padrões estatísticos e espaciais, uma vez que o

espaço geográfico, de modo geral, não apenas é receptáculo das ações humanas, mas também, um agente de influência nas práticas e ações antrópicas, conforme Santos (2017) nos ensina.

Nesse sentido, no âmbito da Estatística Espacial, aplicamos o Moran´s I que se trata de um índice estatístico com a finalidade de medir o grau de autocorrelação espacial de uma determinada variável (Anselin, 2020). Em nosso caso, essa verificação preliminar é importante, pois nos ajuda a responder: para cada variável (dados de COS de agricultura, pastagem e formações florestais) as regiões e estados próximos apresentam correlação espacial? Valores próximos de +1 indicam uma forte autocorrelação espacial positiva; 0 significa ausência de autocorrelação espacial e -1 indica forte autocorrelação espacial negativa.

Para a variável de COS da Agricultura obtivemos um Moran´s I = -0.094 o que indica uma autocorrelação espacial negativa muito fraca. Para a variável de COS da Pastagem, observamos um Moran´s I = 0.204, ou seja, uma autocorrelação espacial positiva, porém, também fraca. Para dados de COS de Formações Florestais o valor encontrado de Moran´s I foi de -0.057, indicando uma fraca autocorrelação espacial negativa. Em face desses resultados optamos por não realizar o Moran Univariado Local. Optamos por realizar um Correlograma Espacial para cada variável. A figura 05 apresenta o Correlograma Espacial para COS oriundo de Agricultura.

Figura 05. Correlograma espacial para variável Agricultura

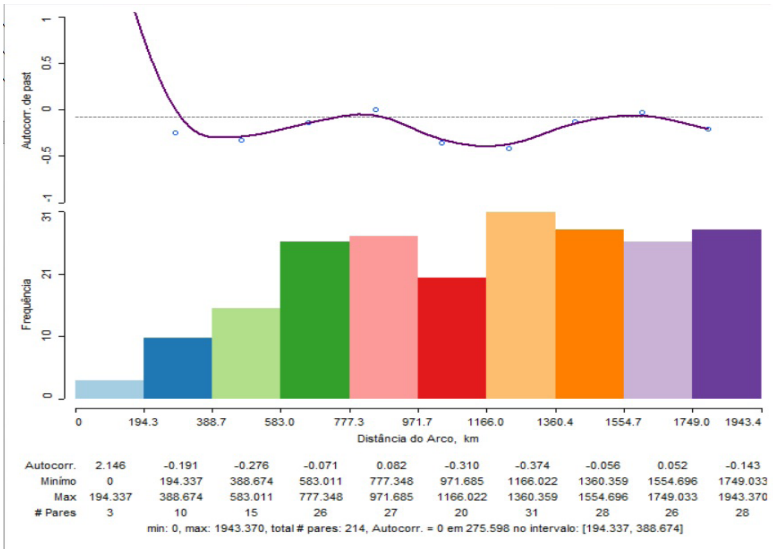


Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

No eixo vertical da parte superior verificamos a autocorrelação espacial, sendo que os valores positivos representam Estados próximos apresentando também valores de COS de Agricultura mais parecidos. Temos, ainda, 04 intervalos de distância que podemos interpretar. No primeiro intervalo de aproximadamente 194 km a 388 km a autocorrelação é positiva, mas moderada, ou seja: Estados vizinhos mais próximos apresentam tendência de valores semelhantes de COS de Agricultura.

No segundo intervalo de aproximadamente 583 km a 1160 km, podemos observar uma autocorrelação próxima de zero. No terceiro intervalo de aproximadamente 1360 km a 1749 km, há uma autocorrelação negativa, com uma queda próxima de 1500 km e, por fim, o último intervalo com distâncias próximas de 1943 km também com valores próximos a zero. Esse Correlograma espacial da figura 05 possibilita compreendermos a heterogeneidade ambiental do espaço geográfico brasileiro com distintos biomas, domínios morfoclimáticos, processos históricos de ocupação e uso da terra e distintos manejos. A figura 06, por seu turno, apresenta o Correlograma espacial para a variável COS oriundo de Pastagem.

Figura 06. Correlograma espacial para variável Pastagem

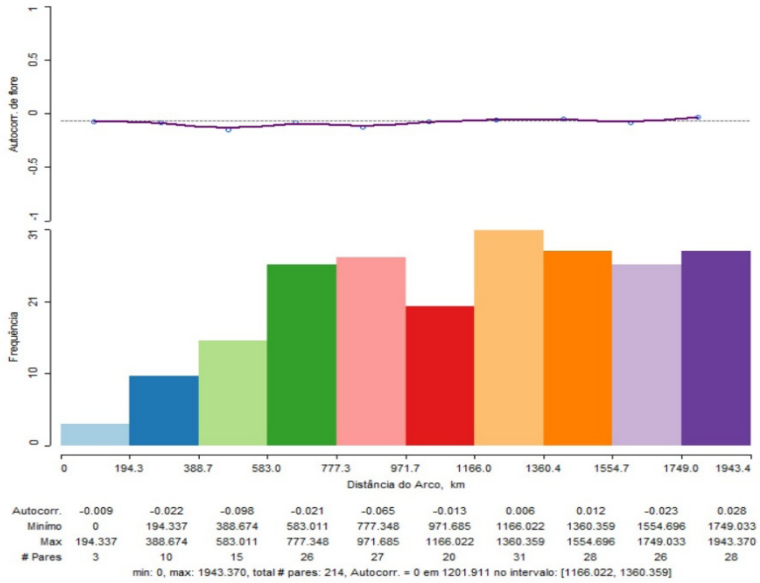


Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

Perante as informações presentes na figura 06, podemos observar 03 intervalos. O primeiro intervalo com uma autocorrelação espacial positiva, de 0 a 583 km, indicando que Estados mais próximos tendem a apresentar valores de COS de Pastagem mais próximos também. O segundo intervalo de 583 km a 1360 km com a curva oscilando ao redor de zero, indicando baixa autocorrelação espacial.

Por fim, o terceiro intervalo de 1360 km a 1943 km com uma autocorrelação espacial negativa, indicando que estados muito distantes tendem a apresentar valores opostos de COS de Pastagem. Esses dados reforçam as diferenças estatísticas entre as regiões brasileiras, observadas nas análises anteriores. A figura 07 apresenta o Correlograma espacial para a variável de COS oriundo das Formações Florestais.

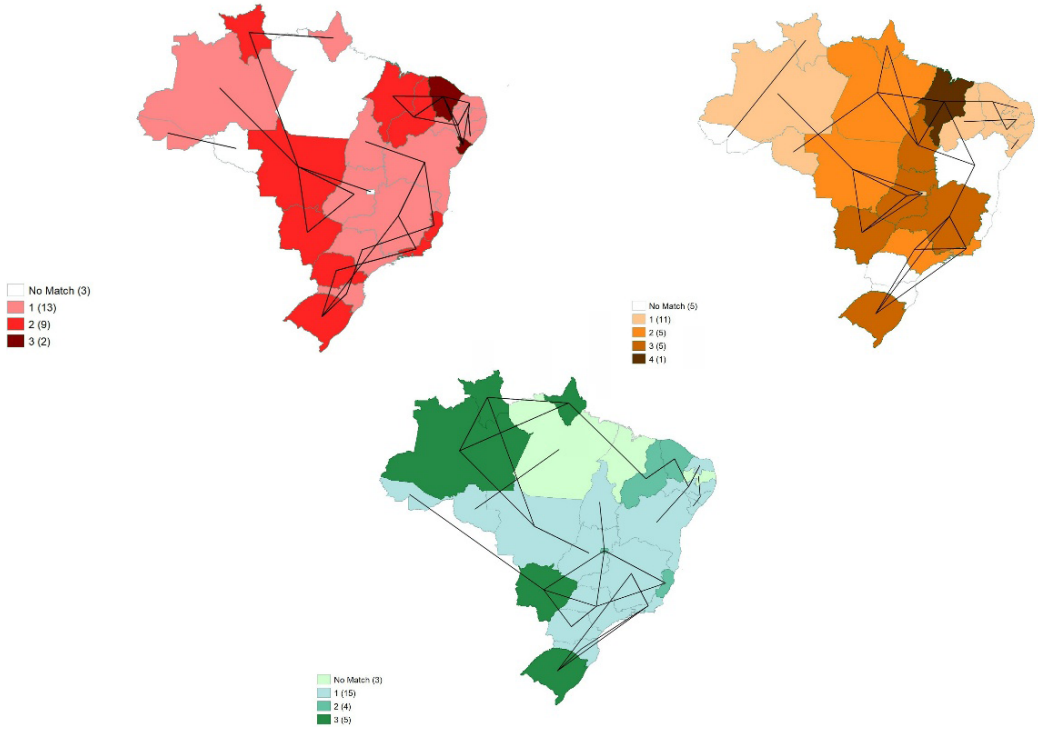
Figura 07. Correlograma espacial para variável Formações Florestais



Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

A figura 07, com o Correlograma espacial de COS para Formações Florestais, não apresenta, de modo explícito, vários intervalos. A curva oscila com valores muito próximos a zero e isso indica que a proximidade geográfica não é fator decisivo na variação dos valores considerados e que Estados brasileiros mais próximos não são mais parecidos entre si, perante a variável em questão, do que Estados mais distantes. Entretanto, importante compreender que um Correlograma espacial auxilia no entendimento de padrões globais. Por isso mesmo, para uma análise mais profunda no âmbito da Estatística Espacial, optamos por realizar visualizações espaciais (uma para cada variável estudada) utilizando a técnica *Local Neighbor Match Test*, que possibilita avaliar espacialmente, cada Estado brasileiro (padrão local), valores parecidos ou diferentes entre seus vizinhos, ajudando a compreender a dependência e a correlação espacial. A figura 08 apresenta essas visualizações espaciais.

Figura 08. *Local Neighbor Match Test* para variável Agricultura, Pastagem e Formações Florestais nos Estados Brasileiros



Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

A figura 08 apresenta 03 visualizações espaciais do Local Neighbor Match Test para as três variáveis: Agricultura (cores em tons de vermelho); Pastagem (cores em tons de marrom e laranja) e Formações Florestais (cores em tons de verde). Para a variável agricultura, observa-se uma forte presença de matches positivos em regiões onde o COS tende a se aproximar dos valores dos vizinhos imediatos, indicando relativa homogeneidade espacial — possivelmente ligada a práticas agrícolas mais intensivas e uniformes. As áreas do Nordeste e parte do Centro-Oeste mostram agrupamentos bem marcados, sugerindo que a conversão do solo para uso agrícola promove padrões semelhantes de estoque de carbono em áreas contíguas. Já as áreas sem correspondência ("No Match"), mais dispersas, revelam pontos onde a variabilidade local é maior e onde o comportamento espacial do COS não acompanha o dos vizinhos, o que pode indicar transições de uso, solos mais degradados ou práticas de manejo heterogêneas.

A presença de padrões espaciais de similaridade e diferença entre os estados brasileiros reforça uma das premissas fundamentais da Geografia Física: os fenômenos naturais e antrópicos organizam-se espacialmente de maneira desigual. O

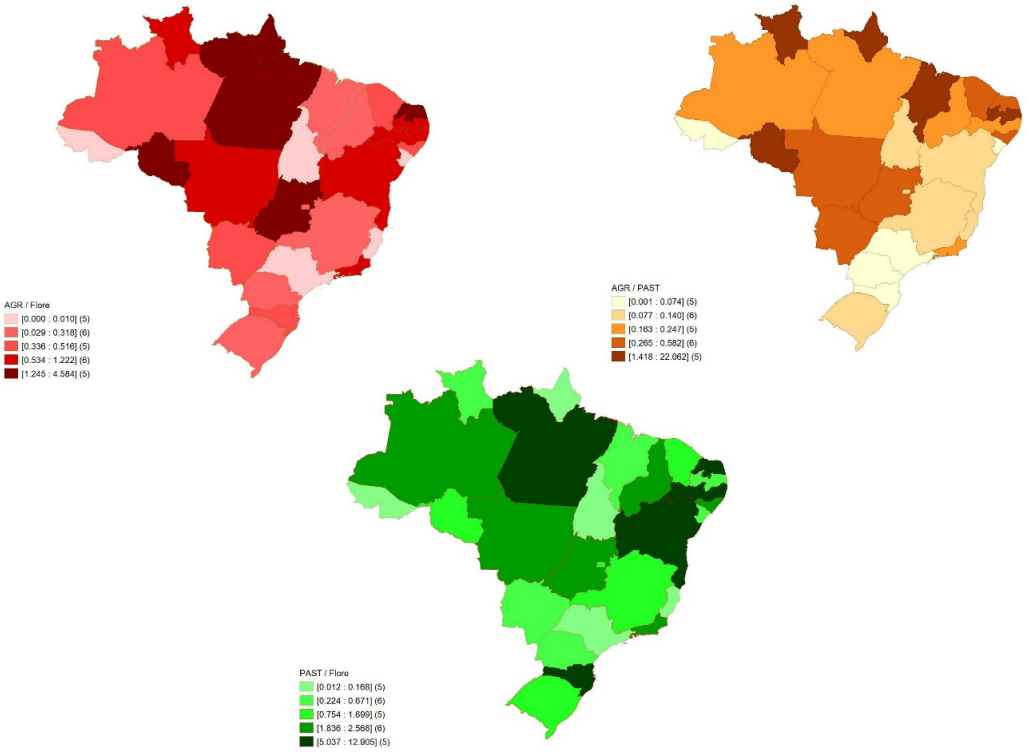
território brasileiro apresenta uma complexa combinação de biomas, condições climáticas, tipos de solos, formas de relevo e diferentes modelos históricos de ocupação, o que contribui para a formação de distintas paisagens edáficas e diferentes capacidades de manutenção do carbono orgânico.

Na visualização espacial da variável Pastagem (marrom), nota-se maior irregularidade, com áreas que alternam rapidamente entre match positivo, negativo e ausência de correspondência, refletindo o caráter mais heterogêneo do manejo pecuário no país. Essa oscilação indica que o carbono do solo em pastagens é mais sensível às práticas de manejo, à intensidade de uso e ao histórico de degradação.

Para a variável de Formações Florestais (verde), percebe-se uma distribuição mais equilibrada entre matches positivos e negativos, reforçando a diversidade estrutural e ecológica desses ambientes. Regiões ao Norte e Centro-Oeste apresentam maior consistência espacial, típica de áreas de vegetação nativa onde o estoque de carbono tende a ser mais estável e influenciado pela continuidade da cobertura vegetal. Em contraste, zonas com "No Match" ou com fortes oscilações sugerem fragmentação florestal ou transições para outros usos do solo, o que cria descontinuidades no padrão espacial do COS.

Para averiguar a proporção suavizada entre as variáveis nos Estados e regiões brasileiras, realizamos a Análise Espacial Empírica de Bayes. Tal técnica é próxima do suavizador Bayesiano Empírico padrão, contudo, ela compreende que a taxa de referência é calculada para uma janela espacial para cada observação individual, em vez de utilizar a mesma taxa de referência global para todas. Os vizinhos são determinados por elementos diferentes de zero na matriz de pesos espaciais (Anselin, 2018). A figura 09 apresenta os resultados alcançados, quando utilizamos essa técnica de Estatística Espacial.

Figura 09. Análise Espacial Empírica de Bayes para Agricultura/Formações Florestais; Agricultura/Pastagem e Pastagem/Formações Florestais nos Estados Brasileiros



Fonte: MAPBIOMAS (2025). Elaboração dos autores (2025).

A figura 09 apresenta três visualizações espaciais elaboradas a partir da Análise Espacial Empírica de Bayes. Em vermelho temos a relação entre COS de Agricultura e COS de Formações Florestais; em tons de marrom temos a relação entre COS de Agricultura e COS de Pastagem e; em tons de verde, a relação entre COS de Pastagem e COS de Formações Florestais; todas suavizadas pelo método *Empirical Bayes*. Importante afirmar que essa análise se refere a relações proporcionais e não à magnitude absoluta dos estoques de carbono no solo.

Na primeira visualização (canto superior esquerdo), representada em tons de vermelho, observam-se estados das regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste com razões relativamente elevadas entre o COS de Agricultura e o COS de Formações Florestais. Isso indica que, nesses estados, o COS associado à agricultura apresenta valores relativamente próximos - em termos proporcionais - aos observados em COS de Formações Florestais.

Na segunda visualização (canto superior direito) temos destaque para a região Norte, Nordeste e Centro-Oeste com razões relativamente elevadas entre o COS da variável Agricultura e o COS de Pastagem. Isso significa que, nessas regiões, o COS de Agricultura possui valores relativamente próximos – também em termos proporcionais – aos observados na variável COS de Pastagem.

Por fim, na última visualização em tons de verde, é possível verificar que Norte e Nordeste possuem Estados brasileiros com razões relativamente elevadas entre o COS de Pastagem e o COS de Formações Florestais. Desse modo, isso indica que, nesses Estados, o COS de Pastagem apresenta valores relativamente próximos – em termos proporcionais – aos observados na variável COS de Formações Florestais.

A Geografia Física, nesse sentido, perante as análises realizadas, não pode – nem deve – ser encarada numa simplificação dicotômica para com a sociedade. Os dados de COS, não dizem respeito tão somente à saúde dos solos, mas, a irradiação de sua influência irradia e impacta a vida e o trabalho de inúmeros trabalhadores do campo e moradores de espaços urbanos. Lukács (2013) já explicou que a realidade objetiva implica uma articulação inextricável entre a esfera inorgânica, orgânica e o ser social.

Essa é uma pista importante para que possamos desenvolver atos conscientes – teleológicos – que contribuam para uma Agricultura Sustentável, ou seja, uma prática e intervenção agropecuária que se predisponha a cooperar com os processos da natureza para a promoção da vida. Nesse aspecto, é indispensável reconhecer o entendimento de que o modo como os seres humanos lidam com a natureza possui uma dependência ontológica (essencial e objetiva) para com o modo como os seres humanos se relacionam entre si no processo de produção das condições materiais da existência social (Lukács, 2013). Solos saudáveis, portanto, precisam ser recuperados – regenerados – mediante processos de recuperação e regeneração da saúde ambiental e humana.

Considerações finais

Os solos são recursos naturais multidimensionais, processuais e sistêmicos, oriundos de uma série de interações e dinâmicas entre seus atributos químicos, físicos e biológicos junto com a atmosfera, litosfera, hidrosfera e biosfera ao longo do tempo. A avaliação da saúde edáfica precisa considerar elementos e análises igualmente sistêmicas. Nesse sentido, o COS é um indicador chave que possibilita (porém, nunca de modo exclusivo) uma aproximação à saúde dos solos.

Neste artigo, analisamos dados de COS dos Estados e regiões brasileiras, por meio do auxílio de análises estatísticas e espaciais em articulação com a ciência geográfica, mais especificamente, as contribuições da Geografia Física. Os resultados alcançados revelaram desigualdades entre as três variáveis estudadas perante as regiões e os Estados brasileiros. Esse fato, coloca o desafio de universidades e órgãos de assistência técnica rural no sentido de contribuírem com a disseminação de sistemas integrados de produção agropecuária que prezem pela Agricultura Sustentável, ou seja, uma agricultura que se preocupe com a saúde do solo, dos geossistemas e, igualmente, a saúde de plantas, animais e seres humanos. Nesse sentido, a Geografia Física apresenta uma importante contribuição ao interpretar o solo como resultado de relações dinâmicas entre clima, organismos, relevo, material de origem, tempo e ação humana.

Referências

ANSELIN, L. **Applications of Spatial Weights.** 2018. Disponível em: https://geodacenter.github.io/workbook/4d_weights_applications/lab4d.html. Acesso em: dez. 2025.

ANSELIN, L. **Global Spatial Autocorrelation**. 2020. Disponível em: https://geodacenter-githubio.translate.goog/workbook/5a_global_auto/lab5a.html?_x_tr_sl=en&_x_tr_tl=pt&_x_tr_hl=pt&_x_tr_pto=tc#morans-i. Acesso em: dez. 2025.

CHERUBIN, M. R.; SCHIEBELBEIN, B. E. **Saúde do Solo:** Múltiplas Perspectivas e Percepções. Piracicaba: ESALQ/USP, 2022.

COSTA, M. O.; LAWALL, S. Solos e a Geografia Física: Reflexões e Práticas de Ensino. **I Congresso Nacional de Geografia Física**, p. 3665-3669, 2017. DOI: 10.20396/sbgfa.v1i2017.2371

LUKÁCS, G. **Para uma ontologia do ser social – II.** São Paulo: Boitempo: 2013.

MAIA, S. M. F. *et al*. Carbono do Solo como Indicador de Saúde do Solo e sua relação com a Mitigação e Adaptação às Mudanças Climáticas no Brasil. *In*: CHERUBIN, M. R. *et al*. **Saúde do Solo em Ecossistemas Tropicais**: a base para mitigação e adaptação às mudanças climáticas. Piracicaba: FEALQ, 2025. p. 39-62.

MAPBIOMAS. **Algorithm Theoretical Bases Document – ATBD** – MapBiomas Soil, Collection 2.1, 2025.

NASCIMENTO, F. R.; SAMPAIO, J. L. F. Geografia Física, Geossistemas e Estudos Integrados da Paisagem. **Revista da Casa da Geografia de Sobral**, v. 6/7, n. 01, p. 167-179, 2005.

PRIMAVESI, A. **Agricultura Sustentável**. São Paulo: Nobel, 1992.

SANTOS, M. **A Natureza do Espaço**: Técnica e Tempo, Razão e Emoção. 4. ed. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 2017.