DESIGUALDADE TERRITORIAL NA COBERTURA DE SANEAMENTO BÁSICO: UMA ANÁLISE POR ECONOMETRIA ESPACIAL EM SETORES CENSITÁRIOS

Bruno Pereira Toniolo[1]
Engenheiro civil, especialista em Geoprocessamento, mestre e doutor em Ciências Ambientais. Atua na Sabesp como engenheiro civil no Departamento de Planejamento de Expansão, e é docente na Escola Técnica de Getúlio Vargas e na Fatec São Paulo.

Roberto Wagner Lourenço[2]
Geógrafo e Professor Doutor no Curso de Pós Graduação em Ciências Ambientais da Unesp Sorocaba.

Rogério Inoue Ueda[3]
Tecnólogo em Construção pela Fatec São Paulo e atua como projetista na empresa Technati Desenhos.

Endereço[1]**:** Av. do Estado, 681 - Ponte Pequena, São Paulo - SP, 01107-000 – Tel: +55 (11) 9542-12126 – e-mail: btoniolo@sabesp.com.br.

RESUMO

As desigualdades territoriais no acesso aos serviços de saneamento básico persistem mesmo em contextos de elevada cobertura média, sendo frequentemente ocultadas por análises agregadas. Este estudo teve como objetivo avaliar a validade dos indicadores de cobertura de abastecimento de água (ICA) e de esgotamento sanitário (ICE) como instrumentos de diagnóstico territorial em escala intraurbana. A metodologia baseou-se na análise exploratória de dados espaciais e na aplicação de regressões por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) e de um Modelo de Erro Espacial (SEM), utilizando dados do Censo Demográfico 2022 e informações de infraestrutura da Bacia Hidrográfica do Rio Cotia, em nível de setor censitário. Os resultados do Índice de Moran Global indicaram autocorrelação espacial positiva para ambos os indicadores, com valor mais baixo para o ICA (I = 0,187) e significativamente mais elevado para o ICE (I = 0,454), evidenciando maior homogeneidade espacial do abastecimento de água e desigualdades persistentes no esgotamento sanitário. A regressão OLS foi suficiente para o ICA, enquanto o ICE exigiu modelagem espacial, com eliminação da autocorrelação residual no SEM (I ≈ −0,02). Conclui-se que os indicadores são válidos para o diagnóstico territorial, desde que analisados sob abordagem espacial.

PALAVRAS-CHAVE: Geoprocessamento, Indicadores, Estatística.

INTRODUÇÃO

Segundo Nadalin (2022) a persistência de desigualdades no acesso aos serviços de abastecimento de água e esgotamento sanitário no Brasil evidencia limitações das análises baseadas em indicadores agregados, que tendem a ocultar déficits territoriais relevantes em contextos urbanos complexos (NADALIN, 2022).

Há ainda estudos indicam que a escala espacial de análise é determinante para a identificação de padrões de exclusão no saneamento, sendo unidades territoriais desagregadas mais adequadas para revelar desigualdades intraurbanas do que recortes administrativos amplos (YU et al., 2014).

De acordo com Who e Unicef (2025), indicadores percentuais de cobertura domiciliar são amplamente utilizados em sistemas nacionais e internacionais de monitoramento do saneamento, por fornecerem medidas diretas da condição de acesso aos serviços essenciais (WHO; UNICEF, 2025).

Entretanto, a literatura aponta que a validade analítica desses indicadores não deve ser avaliada exclusivamente por métricas estatísticas tradicionais, como correlação linear ou coeficiente de determinação elevado, especialmente quando aplicados em escalas territoriais finas (FOTHERINGHAM et al., 2018).

No Brasil, a relevância de instrumentos territoriais de diagnóstico foi reforçada pelo novo Marco Legal do Saneamento, instituído pela Lei nº 14.026/2020, que estabeleceu metas de universalização até 2033 e redefiniu o

ambiente regulatório, contexto no qual se insere o processo de desestatização da Sabesp, ampliando a demanda por indicadores espacialmente robustos para planejamento e regulação (BRASIL, 2020; ANA, 2025).

Análises recentes sobre políticas de infraestrutura indicam que, em cenários de expansão formal da cobertura, as desigualdades remanescentes tendem a apresentar forte estrutura espacial associada a fatores urbanos e institucionais historicamente consolidados (PANDEY et al., 2022). Nesse contexto, a presença de autocorrelação espacial em indicadores de saneamento deve ser interpretada como evidência da existência de padrões territoriais persistentes, e não como limitação metodológica da análise (MORAGA, 2023).

HIPÓTESE

Parte-se da hipótese de que os indicadores percentuais de cobertura de saneamento, quando analisados em escala setorial e por meio de técnicas de análise espacial, constituem instrumentos válidos para diagnóstico das desigualdades de saneamento, uma vez que sua principal contribuição reside na identificação de padrões territoriais estruturados e não na obtenção de elevada capacidade explicativa estatística.

OBJETIVO

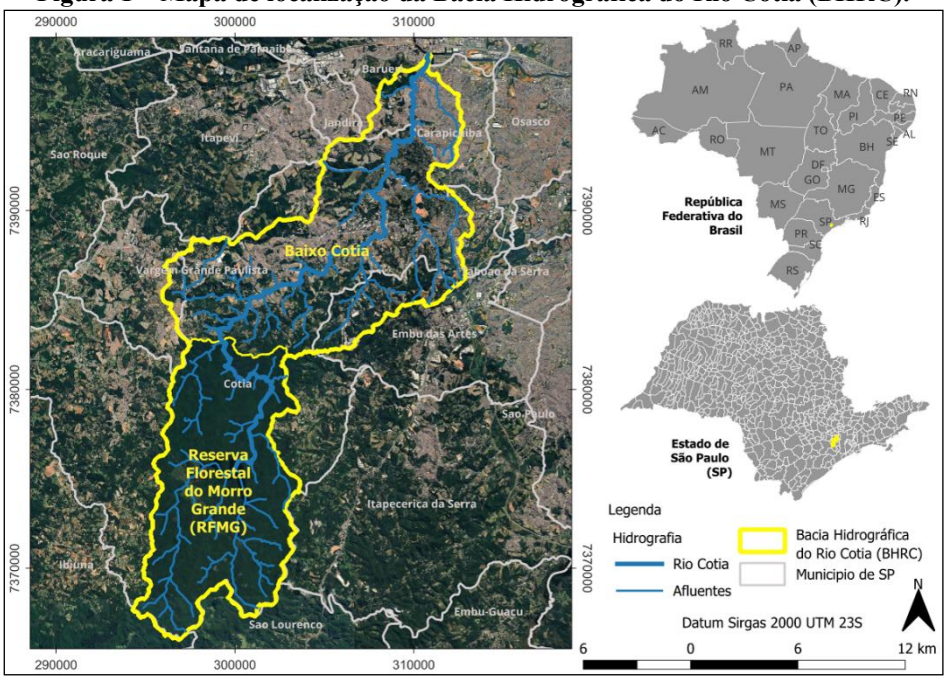
Diante disso, este artigo propõe avaliar a validade de índices de cobertura de saneamento básico como instrumentos de diagnóstico territorial em escala intraurbana, a partir da aplicação de técnicas de análise exploratória e econometria espacial em setores censitários.

METODOLOGIA

Área de estudo

O estudo foi realizado na Bacia Hidrográfica do Rio Cotia - BHRC, com área de 251,36 km² na porção oeste da RMSP. A bacia compreende parte dos municípios de Cotia - 79,32%, Embu das Artes - 7,01%, Carapicuíba - 6,92%, Jandira - 2,81%, Barueri - 2,80% e Vargem Grande Paulista - 1,15%. A compartimentação tradicional divide a BHRC em Alto Cotia e Baixo Cotia, que apresentam distinções físicas e ambientais relevantes, sobretudo quanto ao grau de preservação e aos padrões de uso do solo. A localização e a segmentação espacial da bacia estão representadas na Figura 1 (SABESP, 2024). Ressalta-se que a metodologia foi aplicada somente na área urbanizada da BHRC, isto é, o Baixo Cotia.

Figura 1 – Mapa de localização da Bacia Hidrográfica do Rio Cotia (BHRC).



Fonte: Autoria própria (2026).

A Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo (Sabesp), por meio da Diretoria Regional de Operação e Manutenção Oeste (Sabesp Oeste), é responsável pela operação dos sistemas de adução e distribuição de água potável, bem como pelos sistemas de coleta e afastamento de esgoto no Baixo Cotia.

Em 2024, o Baixo Cotia apresentava a seguinte infraestrutura de saneamento: 68 km de adutoras, 1.287 km de redes de água em operação, 660 km de redes de esgoto em operação, além de 46.745 ligações de água (TL 0), 82.377 ligações de água e esgoto (TL 1) e 278 ligações de esgoto (TL 2) (SABESP, 2025).

Recorte territorial

A unidade de análise adotada neste estudo foi o setor censitário, por constituir a menor unidade territorial oficial com informações sistemáticas sobre domicílios e infraestrutura urbana disponíveis no Brasil. A escolha dessa escala permite captar desigualdades intraurbanas na prestação dos serviços de saneamento, frequentemente ocultadas em análises agregadas em nível municipal, conforme discutido na literatura recente de planejamento urbano e saneamento (BOING et al., 2021). O recorte territorial compreende os setores da BHRC.

Fonte de dados e integração espacial

Foram utilizadas duas bases principais de dados. A primeira corresponde aos dados do Censo Demográfico do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), dos quais foram extraídas informações referentes ao número total de domicílios particulares permanentes, ao número de domicílios atendidos por rede geral de abastecimento de água, ao número de domicílios atendidos por rede geral de esgotamento sanitário e à área territorial dos setores censitários, expressa em quilômetros quadrados (IBGE, 2022).

A segunda base é composta por dados georreferenciados de infraestrutura fornecidos pela Sabesp, contendo a extensão linear das redes de abastecimento de água e de coleta de esgoto associadas aos setores censitários (SABESP, 2024).

As bases foram integradas em ambiente de Sistema de Informações Geográficas (SIG), software QGIS 3.44, assegurando compatibilidade geométrica, sistema de referência cartográfica comum e correspondência espacial entre os setores censitários e a infraestrutura existente (QGIS DEVELOPMENT TEAM, 2026).

Construção dos indicadores de cobertura

Com base nos dados censitários, foram construídos dois indicadores percentuais de condição de atendimento domiciliar, baseados no estudo de Toniolo et al. (2025):

- Índice de Cobertura de Água (ICA), definido como a razão entre o número de domicílios cobertos por rede geral de água e o total de domicílios do setor censitário, multiplicada por 100;

- Índice de Cobertura de Esgoto (ICE), definido de forma análoga, considerando os domicílios cobertos por rede geral de esgotamento sanitário.

Ambos os indicadores representam condição relativa de cobertura no território, sendo amplamente utilizados em análises de saneamento para diagnóstico espacial e avaliação de desigualdades, conforme discutido por Santos e Mendes (2023).

Variáveis explicativas

Para analisar a relação entre cobertura de saneamento e características territoriais, foram definidas variáveis explicativas por área, com o objetivo de reduzir efeitos de escala e permitir comparabilidade entre setores de diferentes tamanhos (TRIOLA, 2017).

A densidade de rede foi calculada como a razão entre a extensão linear da rede (em quilômetros) e a área do setor censitário (em km²), separadamente para os sistemas de abastecimento de água e de esgotamento sanitário. A densidade domiciliar foi definida como o número de domicílios por quilômetro quadrado (TONIOLO, 2025).

A escolha dessas variáveis baseia-se na distinção conceitual entre oferta física de infraestrutura e pressão de demanda urbana, abordagem recorrente em estudos recentes sobre saneamento e urbanização (SCOTT et al., 2019).

Modelagem espacial e estatística

Inicialmente, foi realizada uma análise exploratória espacial com o objetivo de identificar a presença de autocorrelação espacial nos indicadores de cobertura de água (ICA) e esgotamento sanitário (ICE). Para esse fim, foi calculado o Índice de Moran Global, utilizando uma matriz de pesos espaciais por contiguidade do tipo Queen, de primeira ordem, com apoio do software GeoDa 1.22 (ANSELIN et al., 2023).

A significância estatística do Índice de Moran foi avaliada por meio de teste de permutação aleatória, com 999 permutações, comparando-se o valor observado do índice com a distribuição empírica sob a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial. O pseudo p-value foi obtido como a proporção de valores permutados iguais ou mais extremos que o valor observado, sendo adotado o nível de significância de 5%. Adicionalmente, foram analisados o valor esperado do índice, o z-score e o sinal do Moran's I, de forma a caracterizar a intensidade e a direção da dependência espacial (ANSELIN, 2018).

A análise exploratória espacial foi empregada como instrumento diagnóstico, orientando a escolha dos modelos econométricos adequados à estrutura espacial dos dados, conforme recomendado por Elhorst (2021). Em seguida, estimou-se um modelo de regressão linear múltipla clássica por mínimos quadrados ordinários (OLS), relacionando os indicadores de cobertura às variáveis explicativas. O modelo OLS foi utilizado como referência para avaliar a significância estatística dos coeficientes e para diagnosticar a presença de heterocedasticidade e autocorrelação espacial nos resíduos (TRIOLA, 2017).

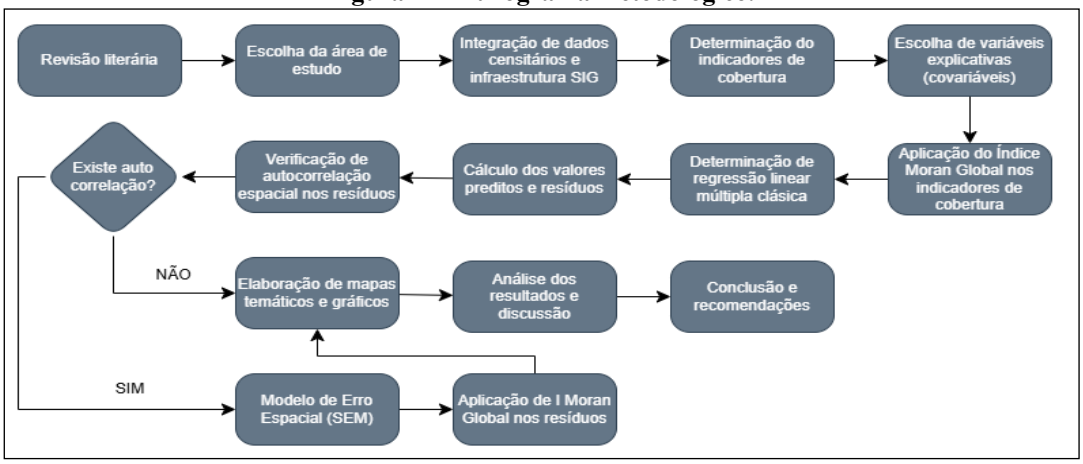
Posteriormente, foi calculado o Índice de Moran Global dos resíduos, definidos como a diferença entre os valores observados e os valores preditos pelo modelo OLS. Diante da presença de autocorrelação espacial significativa nos resíduos, estimou-se adicionalmente um Modelo de Erro Espacial (Spatial Error Model – SEM) por máxima verossimilhança. O SEM captura a dependência espacial no termo de erro, sendo adequado quando a autocorrelação decorre de fatores omitidos com estrutura espacial (ANSELIN, 2018; ELHORST, 2021). Utilizou-se a mesma matriz de pesos espaciais adotada na análise exploratória.
Após a estimação do SEM, foram realizados diagnósticos adicionais para avaliar sua adequação, incluindo a significância do parâmetro espacial (λ), o teste da razão de verossimilhança e o cálculo do Índice de Moran dos resíduos do modelo espacial. A ausência de autocorrelação espacial remanescente nos resíduos foi adotada como critério para validação do modelo final, conforme boas práticas em econometria espacial.

Estratégia de validação dos indicadores

A validação do uso dos indicadores ICA e ICE não se baseou na maximização do coeficiente de determinação (R^2), mas em critérios conceituais e espaciais, incluindo coerência teórica, presença de padrão espacial estruturado, robustez dos resultados em modelos espaciais e capacidade de evidenciar desigualdades intraurbanas de saneamento. Essa abordagem reconhece o caráter diagnóstico e territorial dos indicadores, conforme discutido na literatura recente de políticas públicas de saneamento (SANTOS & MENDES, 2023).

Todos os parâmetros estatísticos obtidos no GeoDa foram analisados e apresentados na seção de Resultados, por meio de tabelas e gráficos. A Figura 2 apresenta o fluxograma de etapas da metodologia.

Figura 2 – Fluxograma metodológico.



Fonte: Autoria própria (2026).

RESULTADOS OBTIDOS

A BHRC é composta por 1.097 setores censitários, dos quais 1.073 localizam-se no Baixo Cotia e 24 na Reserva Florestal do Morro Grande, região do Alto Cotia. As áreas dos setores variam de 0,001 ha a 81,261 ha, com área média de 0,231 ha.

Quanto à população residente, a BHRC totaliza 505.870 habitantes, segundo o Censo 2022 do IBGE, com média de 461 habitantes por setor censitário e mediana de 707 habitantes. O setor mais populoso, com 4.604 habitantes, localiza-se no Jardim Ana Stella, município de Carapicuíba.

Em relação ao número de domicílios particulares, a BHRC possui 156.039 unidades residenciais, com média de 149 domicílios por setor censitário. O setor com maior quantidade, 670 unidades, localiza-se no Bosque de Jandira, município de Jandira.

A Tabela 1 apresenta a estatística descritiva dos dados contidos no setor censitário situados na BHRC, assim como as variáveis usadas neste estudo.

Tabela 1 – Estatística descritiva de dados e variáveis.

Variável	N	Média	Desvio-padrão	Mín	P25	Mediana	P75	Máx
Área (km²)	1097	0,231	2,531	~0	0,019	0,035	0,104	81,26
População	1097	461	389	0	256	407	591	4.604
Domicílios	1097	161	122	0	81	152	226	1.151
Dens. Demográfica (hab/km²)	1097	21.257	24.203	0	2.546	17.796	30.554	237.024
ICA	1097	86,19	31,48	0	97,31	100	100	100
ICE	1097	67,94	39,58	0	27,04	93,29	99,06	100
Dens. Domiciliar (dom/km²)	1097	5.314	6.051	0	636	4.449	7.638	59.256
Extensão rede água (m)	1097	1.277	1.597	0	319	769	1.536	11.373
Extensão rede esgoto (m)	1097	709	1.036	0	30	473	914	10.101
Dens. rede água (m/km²)	1097	19.697	14.418	0	8.643	18.877	27.869	83.325
Dens. rede esgoto (m/km²)	1097	14.259	13.046	0	429	13.657	23.508	107.667

Fonte: Autoria própria (2026).

Analisando a Tabela 1, observa-se que a área e a população dos setores censitários apresentam forte heterogeneidade territorial. Predominam setores pequenos, com algumas centenas de habitantes, mas os valores máximos elevados indicam a coexistência de setores extensos e pouco ocupados com setores densamente povoados, refletindo diferentes padrões e estágios de ocupação urbana.

Ainda com base na Tabela 1, a densidade demográfica evidencia esses contrastes de forma mais direta. Convivem setores com densidades muito elevadas e setores com densidade nula ou residual, resultando em alta dispersão dos valores. Essa variabilidade intraurbana é relevante para o saneamento, pois influencia a demanda pelos serviços e a viabilidade técnica e econômica da infraestrutura.

Os valores da Tabela 1 indicam que o ICA apresenta média e mediana mais elevadas do que o ICE, evidenciando maior nível de cobertura do abastecimento de água em relação ao esgotamento sanitário. Enquanto o ICA concentra-se majoritariamente em valores próximos de 100%, o ICE apresenta maior dispersão e quartis inferiores mais baixos, indicando que o déficit de esgoto é mais frequente e territorialmente mais desigual, confirmando a defasagem histórica do Sistema de Esgotamento Sanitário (SES) em comparação ao Sistema de Abastecimento de Água (SAA).

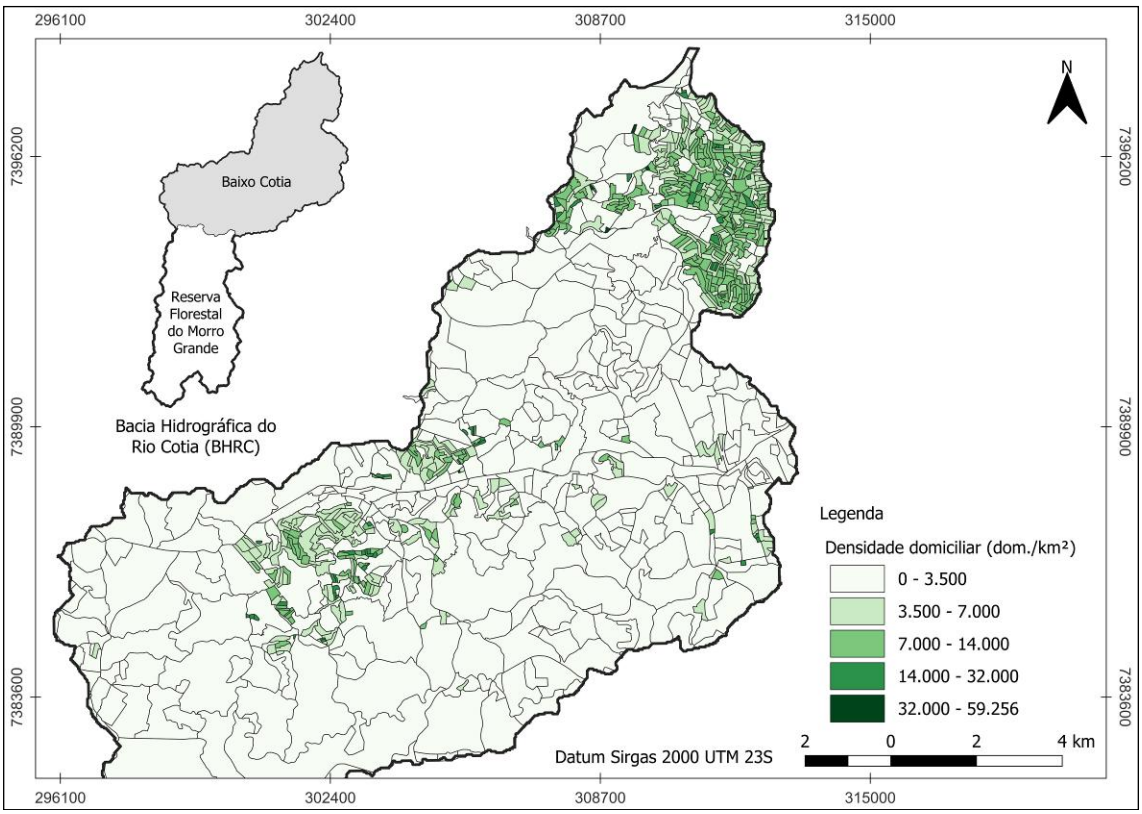
A Tabela 1 também mostra que a extensão média da rede de água é superior à da rede de esgoto, além de apresentar valores máximos mais elevados. Isso indica que o sistema de abastecimento de água possui maior capilaridade territorial, enquanto a rede de esgoto é mais limitada e concentrada em setores específicos. Essa diferença reflete a implantação historicamente mais abrangente do SAA em relação ao SES e ajuda a explicar os níveis mais elevados de cobertura observados para a água quando comparados ao esgotamento sanitário.

A Tabela 1 ainda exibe que a densidade média da rede de água é superior à da rede de esgoto, indicando maior concentração física do SAA por quilômetro quadrado. Além disso, a densidade de esgoto apresenta maior dispersão e maior frequência de valores baixos ou nulos, evidenciando que, mesmo onde existe rede de água, a infraestrutura de esgotamento é menos contínua. Essa diferença reforça a defasagem estrutural do SES em relação ao SAA e ajuda a explicar os níveis mais baixos e mais desiguais de cobertura de esgoto observados no território.

Por fim, verifica-se na Tabela 1 a elevada dispersão dos indicadores ICA e ICE, que reflete a heterogeneidade territorial da área de estudo, composta por setores censitários com diferentes dimensões, densidades de ocupação e níveis de infraestrutura. A assimetria observada entre médias e medianas dos indicadores de cobertura demonstra a coexistência de numerosos setores com níveis próximos da universalização e um conjunto menor de setores com déficits expressivos, característica típica de distribuições associadas a desigualdades intraurbanas.

A Figura 3 apresenta o mapa da variável densidade domiciliar.

Figura 3 – Mapa de densidade domiciliar.



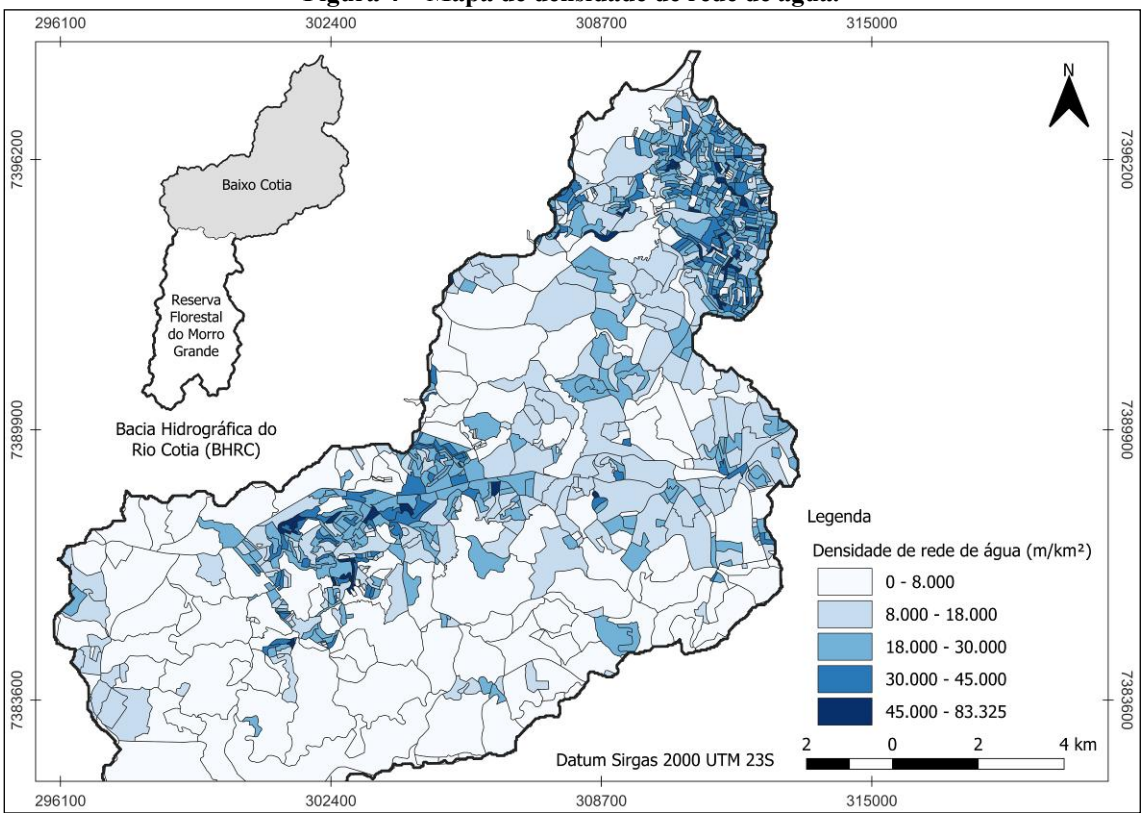
Fonte: Autoria própria (2026).

O mapa da Figura 3 mostra que os setores com maior densidade domiciliar se concentram em áreas urbanas consolidadas do Baixo Cotia, formando núcleos contínuos de ocupação. Em contraste, predominam setores de baixa densidade nas áreas periféricas e de transição, indicando ocupação mais dispersa e menor pressão urbana.

Os dados da Tabela 1 confirmam esse padrão: a média é elevada, mas a mediana é menor, indicando distribuição desigual. Poucos setores concentram densidades muito altas, enquanto a maioria apresenta valores baixos a intermediários, evidenciando forte desigualdade intraurbana.

A Figura 4 apresenta o mapa da variável de densidade de rede de distribuição de água, por área.

Figura 4 – Mapa de densidade de rede de água.



Fonte: Autoria própria (2026).

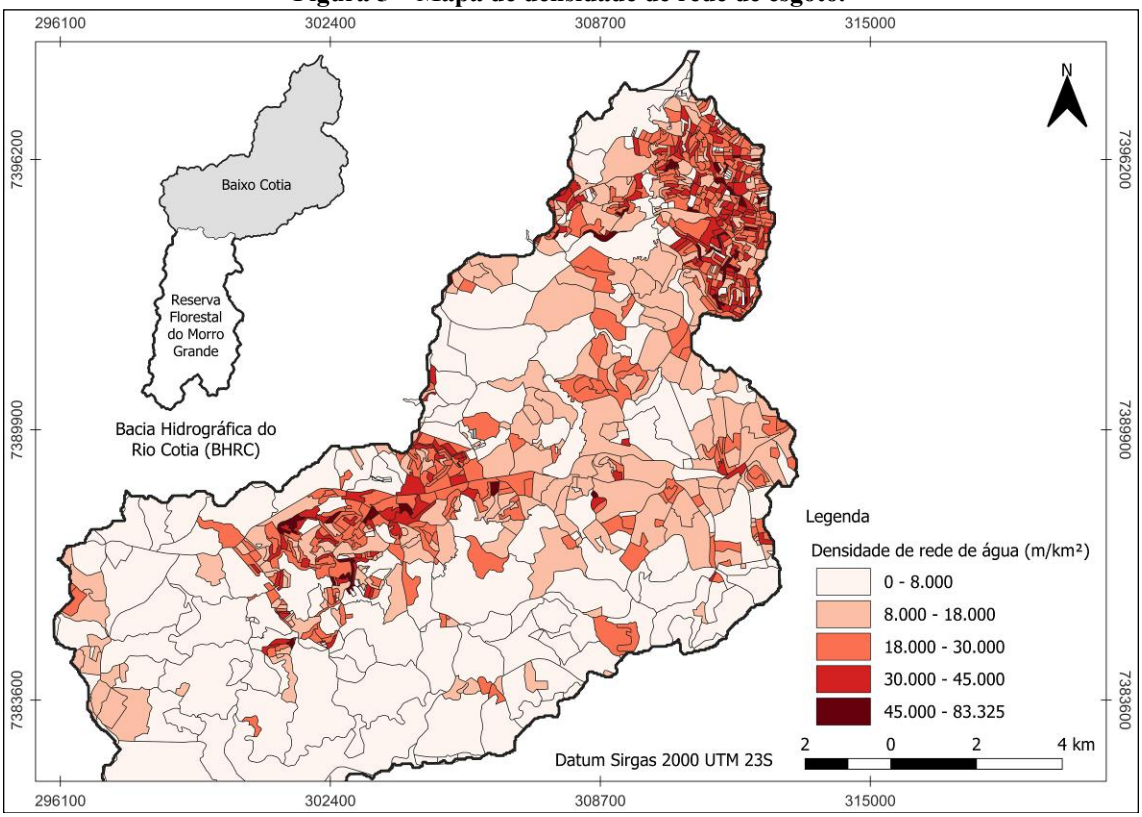
O mapa da Figura 4 indica que a densidade de rede de água é maior nos setores mais urbanizados do Baixo Cotia, formando áreas contínuas com valores elevados. Em contraste, setores periféricos e de transição apresentam baixa densidade ou ausência de rede, refletindo menor grau de consolidação urbana e menor cobertura física da infraestrutura.

A extensão de rede de água – Tabela 1 – apresenta alta variabilidade entre os setores censitários. Embora muitos setores possuam trechos curtos de rede, há setores com extensões significativamente maiores, associados a áreas mais extensas ou com maior desenvolvimento urbano. Esse comportamento indica que a extensão absoluta da rede está fortemente condicionada ao tamanho do setor e ao padrão de ocupação.

Ao normalizar a extensão pela área, a densidade de rede de água, conforme visto na Tabela 1, evidencia melhor os contrastes territoriais. Observam-se setores com alta concentração de rede por quilômetro quadrado coexistindo com setores de densidade muito baixa ou nula. Essa dispersão revela diferenças na intensidade de atendimento e reforça a adequação do uso da densidade de rede como variável explicativa nas análises de cobertura de abastecimento de água.

A Figura 5 apresenta o mapa da variável de densidade de rede coletora de esgoto, por área.

Figura 5 – Mapa de densidade de rede de esgoto.



Fonte: Autoria própria (2026).

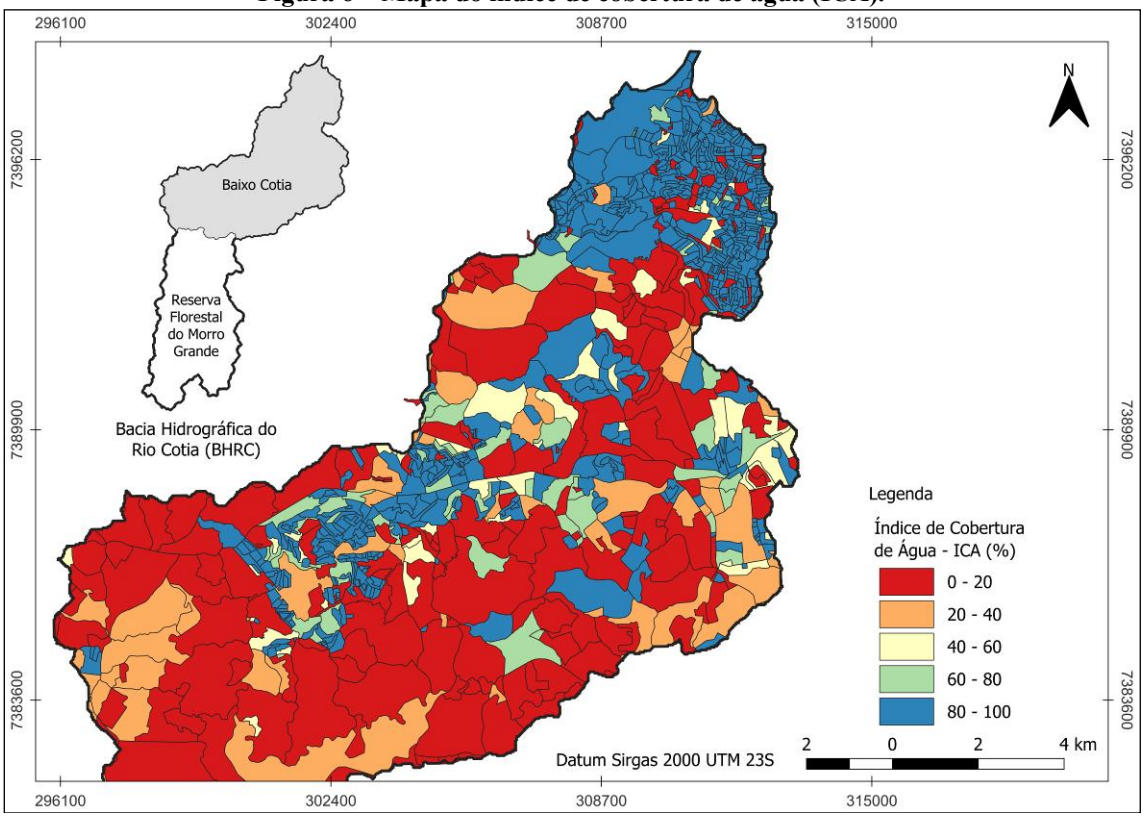
O mapa da Figura 5 evidencia que a densidade de rede de esgoto é mais fragmentada do que a observada para a rede de água, concentrando-se em setores específicos do Baixo Cotia. Mesmo em áreas urbanizadas, há descontinuidades claras, indicando que a implantação do esgotamento sanitário não acompanha de forma homogênea o padrão de ocupação urbana.

A extensão absoluta da rede de esgoto apresenta grande variação entre os setores censitários, conforme visto na Tabela 1. Muitos setores possuem trechos curtos ou inexistentes de rede, enquanto poucos concentram extensões mais elevadas. Esse comportamento reflete a implantação seletiva do sistema de esgotamento, geralmente priorizando áreas mais consolidadas ou atendidas por infraestrutura prévia.

A associação da Figura 5 com a Tabela 1 denota que ao considerar a densidade de rede por área, os contrastes tornam-se mais evidentes. Observam-se setores com alta concentração de rede de esgoto coexistindo com amplas áreas de densidade muito baixa ou nula. Essa distribuição reforça as desigualdades territoriais do atendimento e ajuda a explicar as diferenças observadas nos níveis de cobertura de esgotamento sanitário entre os setores.

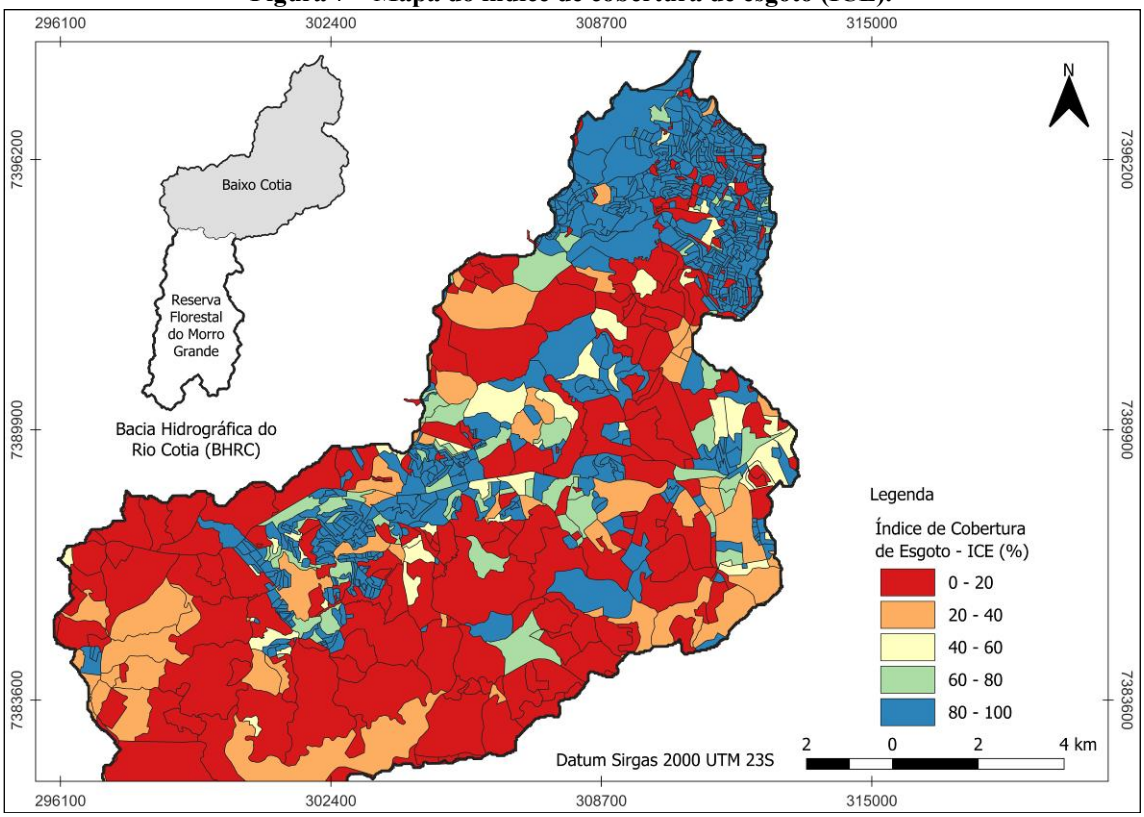
As Figuras 6 e 7 exibem respectivamente os mapas de cobertura de água (ICA) e de esgoto (ICE).

Figura 6 – Mapa do índice de cobertura de água (ICA).



Fonte: Autoria própria (2026).

Figura 7 – Mapa do índice de cobertura de esgoto (ICE).



Fonte: Autoria própria (2026).

O mapa do ICA (Figura 6) indica que a cobertura de abastecimento de água é elevada na maior parte dos setores, com predominância de valores entre 80% e 100%, sobretudo nas áreas mais urbanizadas do Baixo Cotia. No entanto, observam-se setores com baixos índices de cobertura, distribuídos de forma pontual e concentrados principalmente em áreas periféricas ou de ocupação menos consolidada.

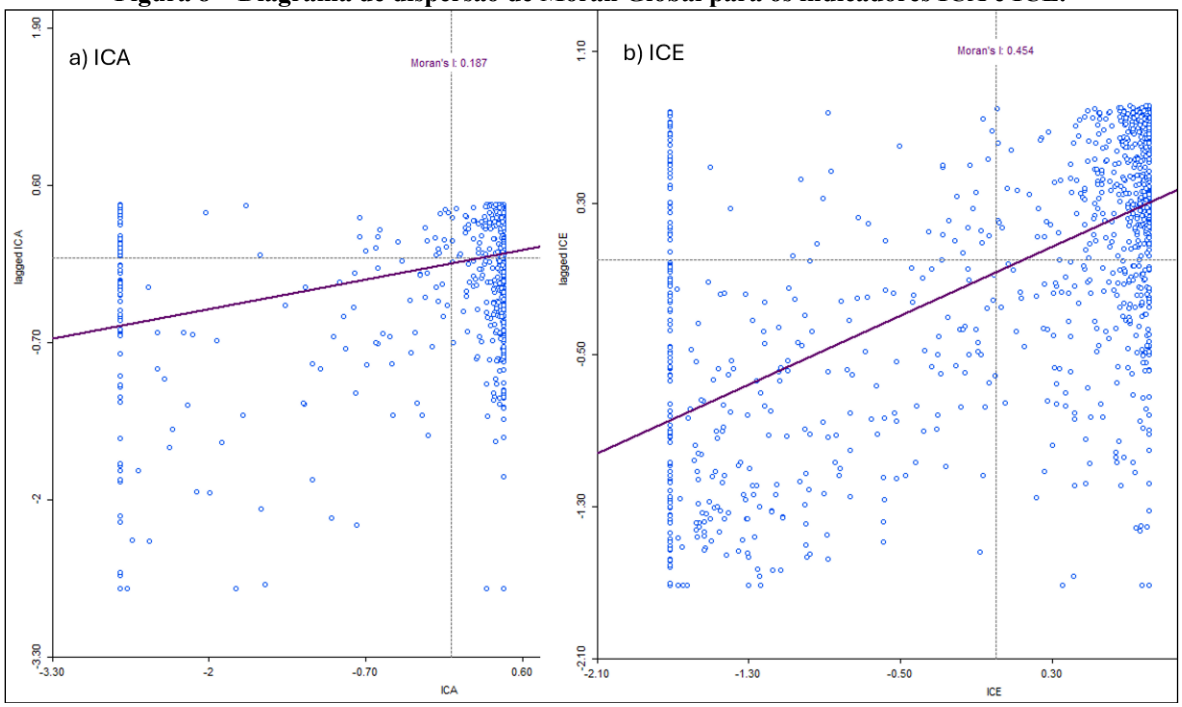
Esse padrão evidencia que, apesar da ampla universalização do serviço, persistem bolsões localizados de déficit, reforçando a importância da análise em escala setorial para identificar desigualdades intraurbanas que não aparecem em indicadores agregados.

O mapa do ICE (Figura 7) evidencia uma distribuição espacial mais desigual da cobertura de esgoto em comparação ao abastecimento de água. Observam-se setores com altos níveis de cobertura concentrados em áreas mais consolidadas, enquanto extensas porções do território apresentam índices baixos ou intermediários, formando áreas contínuas de déficit. Esse padrão indica que o atendimento por esgotamento sanitário é mais seletivo e fragmentado, refletindo diferenças históricas de implantação da infraestrutura e reforçando a existência de desigualdades territoriais persistentes no acesso ao serviço.

A comparação entre os mapas da Figuras 6 e 7 evidencia que o ICA apresenta padrão mais homogêneo e níveis de cobertura mais elevados, enquanto o ICE é marcadamente mais desigual no território. Mesmo em setores com alta cobertura de água, observam-se valores reduzidos de cobertura de esgoto, formando áreas contínuas de déficit. Esse contraste reforça que a universalização do abastecimento não foi acompanhada pelo esgotamento sanitário, evidenciando uma defasagem estrutural do SES e a persistência de desigualdades territoriais no acesso aos serviços.

A Figura 8 apresenta os gráficos de I Moran Global do indicador ICA e ICE.

Figura 8 – Diagrama de dispersão de Moran Global para os indicadores ICA e ICE.



Fonte: Autoria própria (2026).

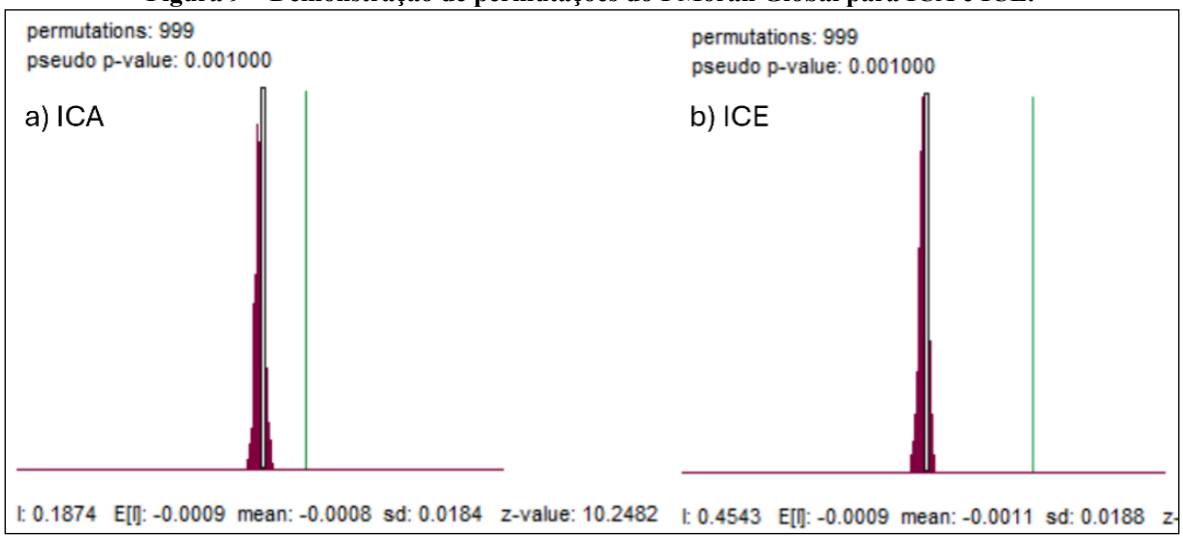
Os diagramas da Figura 8 indicam autocorrelação espacial positiva para ambos os indicadores, evidenciada pela inclinação positiva das retas de regressão. No caso do ICA (Figura 8a), o valor de Moran é mais baixo, sugerindo que a cobertura de água, embora espacialmente estruturada, é relativamente mais homogênea no território.

Já o ICE (Figura 8b) apresenta Moran mais elevado, indicando maior concentração de setores com valores semelhantes (altos com altos e baixos com baixos), o que revela que as desigualdades na cobertura de esgoto são mais intensas e espacialmente organizadas, reforçando a persistência de padrões territoriais de déficit.

O valor de Moran Global do ICE (Figura 8b) é significativamente mais elevado do que o do ICA (Figura 8a), indicando maior autocorrelação espacial para a cobertura de esgoto. Enquanto o ICA apresenta dependência espacial positiva mais fraca, sugerindo maior homogeneidade territorial, o ICE revela agrupamentos mais intensos de setores com valores semelhantes, evidenciando que as desigualdades na cobertura de esgoto são mais fortes e espacialmente estruturadas do que no abastecimento de água.

A Figura 9 apresenta demonstrações das permutações executadas no programa GeoDa para I Moran Global aplicado aos indicadores ICA e ICE.

Figura 9 – Demonstração de permutações do I Moran Global para ICA e ICE.



Fonte: Autoria própria (2026).

A Figura 9 confirma a significância estatística da autocorrelação espacial para ambos os indicadores, com base em 999 permutações e pseudo p-value = 0,001 tanto para o ICA quanto para o ICE, permitindo rejeitar a hipótese nula de aleatoriedade espacial.

O valor observado de Moran é 0,1874 para o ICA e 0,4543 para o ICE, ambos muito superiores ao valor esperado sob aleatoriedade (E[I] ≈ −0,001). Os elevados z-values (10,25 para o ICA e 24,26 para o ICE) indicam que a estrutura espacial observada é robusta, sendo substancialmente mais intensa para o ICE.

Esses resultados reforçam que a cobertura de esgoto apresenta padrões territoriais mais fortemente agrupados do que a cobertura de água, justificando o uso de modelos espaciais na análise.

A Tabela 2 apresenta os parâmetros da regressão linear múltipla clássica, isto é, baseada em OLS, que usa como variável dependente o ICA ou o ICE e como covariáveis a densidade domiciliar e a densidade de rede de água ou de rede de esgoto.

Tabela 2 – Parâmetros da regressão linear múltipla dos indicadores ICA e ICE.

Grupo	Parâmetro	ICA	ICE
Modelo	Variável dependente	ICA	ICE
	Número de observações	1.097	1.097
	Número de variáveis	3	3
	Graus de liberdade	1.094	1.094
Estatísticas descritivas	Média da variável dependente	86,19	67,94
	Desvio-padrão da variável dependente	31,46	39,56
Ajuste do modelo	R^2	0,0847	0,2779
	R^2 ajustado	0,0831	0,2766
	Estatística F	50,65	210,53
	Prob(F)	9,21e-22	0,0000
Função de verossimilhança	Log-likelihood	−5.291,34	−5.412,66
Resíduos	Soma dos resíduos ao quadrado	993.891	1.239.950

Grupo	Parâmetro	ICA	ICE
	Sigma²	908,49	1.133,40
	Erro padrão da regressão	30,14	33,67
Critérios de informação	Akaike (AIC)	10.588,7	10.831,3
	Schwarz (BIC)	10.603,7	10.846,3
Multicolinearidade	Condition Number	3,54	3,02
Normalidade dos erros	Jarque–Bera	1.326,69	196,50
	Prob(JB)	0,0000	0,0000
Heterocedasticidade	Breusch–Pagan	6,83 (p=0,0329)	132,80 (p=0,0000)
	Koenker–Bassett	2,57 (p=0,2766)	89,71 (p=0,0000)
Dependência espacial (resíduos)	Moran's I (erro)	0,1325 (p=0,0000)	0,2187 (p=0,0000)
	LM (lag)	56,68 (p=0,0000)	204,50 (p=0,0000)
	Robust LM (lag)	10,26 (p=0,0014)	80,78 (p=0,0000)
	LM (error)	48,03 (p=0,0000)	130,79 (p=0,0000)
	Robust LM (error)	1,61 (p=0,2040)	7,07 (p=0,0078)
	LM SARMA	58,29 (p=0,0000)	211,57 (p=0,0000)

Fonte: Autoria própria (2026).

A seguir está a análise dos parâmetros da Tabela 1, comentados em forma itemizada, segundo preceitos de TRIOLA (2017) e ANSELIN (2018):

1. O R^2 indica a proporção da variabilidade da variável dependente explicada pelo modelo. Pela Tabela 1, no caso do ICA, o R^2 é baixo (≈0,085), mostrando que a cobertura de água é pouco explicada pelas variáveis consideradas, o que é esperado em contextos de alta universalização. Para o ICE, o R^2 é maior (≈0,278), indicando que a cobertura de esgoto apresenta maior sensibilidade às características territoriais, com explicação mais substantiva pelo modelo.

2. O R^2 ajustado corrige o R^2 pelo número de variáveis e observações, evitando superestimação do ajuste. Os valores são muito próximos ao R^2 simples em ambos os modelos, indicando que as variáveis incluídas contribuem efetivamente para o ajuste, sem inflar artificialmente o desempenho do modelo.

3. A estatística F testa se o conjunto das variáveis explicativas é globalmente significativo. Tanto para o ICA quanto para o ICE, a Prob(F) é praticamente nula, indicando que os modelos são estatisticamente válidos como um todo, mesmo que o poder explicativo do ICA seja limitado.

4. O log-likelihood mede o ajuste global do modelo aos dados, sendo utilizado em comparações entre modelos. Os valores obtidos são coerentes com a escala e a variabilidade dos indicadores, servindo como base para os critérios de informação e para a avaliação de modelos espaciais subsequentes.

5. Em relação a Soma dos resíduos ao quadrado e Sigma², esses parâmetros quantificam a variabilidade não explicada pelo modelo. O ICE apresenta resíduos mais elevados, refletindo maior heterogeneidade territorial da cobertura de esgoto. Isso reforça que, embora mais explicável, o ICE ainda incorpora fatores estruturais não observados.

6. O erro padrão indica a magnitude média dos erros de previsão. Valores elevados em ambos os modelos mostram que, em escala setorial, há grande variabilidade local, especialmente para o ICE, o que é consistente com a presença de desigualdades intraurbanas marcantes.

7. Os critérios de avaliação AIC e o BIC avaliam o equilíbrio entre ajuste e complexidade do modelo. Valores mais baixos indicam modelos mais eficientes. Esses critérios são especialmente úteis para comparar o modelo OLS com modelos espaciais, justificando sua utilização como referência diagnóstica.

8. O número de condição avalia multicolinearidade entre as variáveis explicativas. Os valores obtidos são baixos em ambos os modelos, indicando ausência de multicolinearidade relevante e garantindo estabilidade na estimação dos coeficientes.

9. O teste de Jarque–Bera avalia a normalidade dos resíduos. Em ambos os modelos, o teste é significativo, indicando violação da normalidade, situação comum em dados territoriais desagregados e que reforça a necessidade de cautela na interpretação puramente paramétrica.

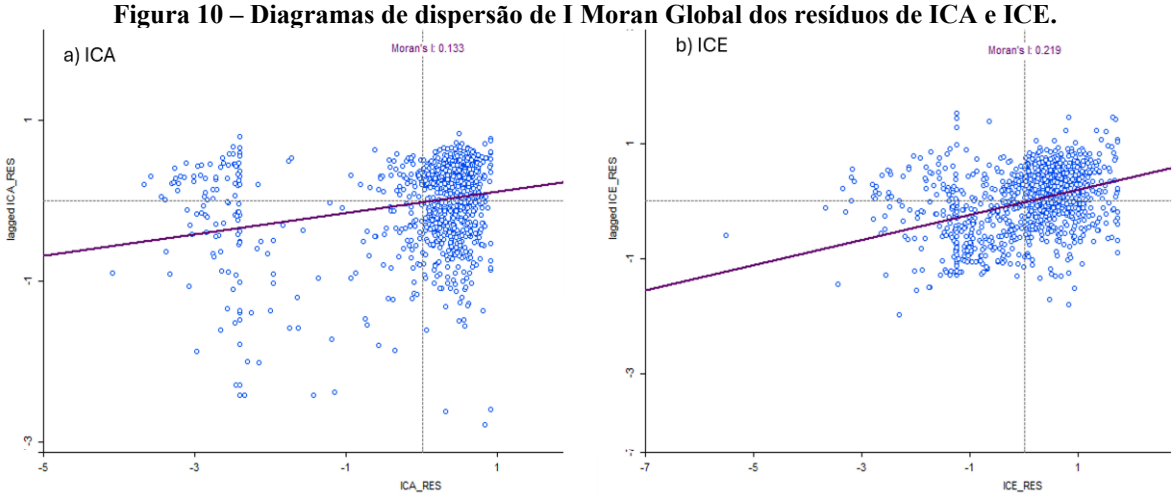
10. Os testes de heterocedasticidade (Breusch–Pagan e Koenker–Bassett) verificam se a variância dos resíduos é constante. O ICE apresenta heterocedasticidade mais forte e consistente, indicando que a variabilidade do erro depende das características territoriais. Para o ICA, os resultados são mais moderados, mas ainda sugerem estrutura não aleatória.

11. O Moran's I dos resíduos avalia dependência espacial remanescente após o ajuste OLS. Os valores positivos e significativos para ICA e ICE indicam que o modelo linear não captura toda a estrutura espacial, especialmente no caso do ICE, justificando o uso de modelos espaciais.

12. Os testes Lagrange Multiplier identificam a forma dominante da dependência espacial. Para o ICA, os resultados são mais fracos, enquanto para o ICE os testes robustos indicam dependência espacial significativa, especialmente no termo de erro.

A Figura 10 apresenta os gráficos de I Moran Global dos resíduos do ICA e do ICE.

Figura 10 – Diagramas de dispersão de I Moran Global dos resíduos de ICA e ICE.



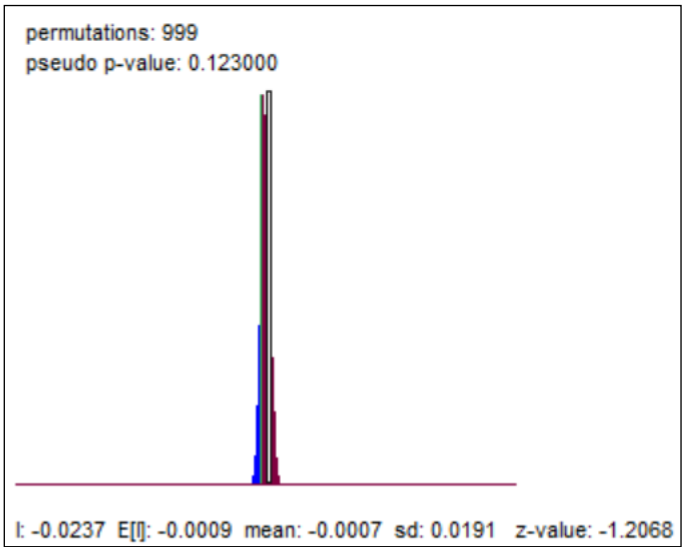
Fonte: Autoria própria (2026).

Analisando a Figura 10 para o ICA, o valor do Moran Global dos resíduos é baixo (≈0,13) e próximo do padrão esperado sob aleatoriedade, indicando que a maior parte da estrutura espacial da cobertura de água foi adequadamente capturada pelo modelo OLS. Em termos práticos, isso significa que, após considerar as variáveis explicativas, os erros do modelo não apresentam agrupamentos espaciais fortes, sugerindo que a cobertura de água é relativamente homogênea no território e menos influenciada por fatores espaciais omitidos.

Já para o ICE (Figura 10), o Moran Global dos resíduos permanece moderado (≈0,22), evidenciando que ainda existe dependência espacial significativa mesmo após o ajuste do modelo linear. Isso indica que setores vizinhos continuam apresentando erros semelhantes (altos com altos ou baixos com baixos), o que revela a presença de fatores territoriais não observados com estrutura espacial, como características históricas, institucionais ou operacionais do sistema de esgotamento sanitário.

A Figura 11 apresenta demonstrações das permutações executadas no programa GeoDa para I Moran Global aplicado aos resíduos do ICA e ICE pelo modelo OLS.

Figura 11 – Demonstração de permutações do I Moran Global para os resíduos do ICA e ICE pelo modelo OLS.



Fonte: Autoria própria (2026).

A Figura 11 confirma estatisticamente a interpretação dos diagramas de dispersão dos resíduos. Para o ICA, o valor observado de Moran dos resíduos (I = 0,1325) é próximo do esperado sob aleatoriedade (E[I] ≈ −0,001), embora estatisticamente significativo (pseudo p-value = 0,001, z-value ≈ 6,74). Isso indica que, apesar de existir autocorrelação residual detectável, sua intensidade é baixa, sugerindo que o modelo OLS capturou de forma satisfatória a estrutura espacial dominante da cobertura de água, restando apenas dependências espaciais residuais de pequena magnitude.

No caso do ICE, a Figura 11 reforça um cenário distinto. O Moran dos resíduos é mais elevado (I = 0,2187), distante do valor esperado sob aleatoriedade, com z-value elevado (≈11,25) e pseudo p-value = 0,001, indicando autocorrelação espacial residual robusta e consistente. Isso evidencia que a regressão OLS não conseguiu absorver totalmente os padrões espaciais associados à cobertura de esgoto, permanecendo agrupamentos sistemáticos nos resíduos.

Esse resultado corroborou a necessidade da aplicação do Modelo de Erro Espacial (SEM), adequado para lidar com dependência espacial decorrente de fatores territoriais omitidos e estruturalmente correlacionados. Assim, a Tabela 3 apresenta os parâmetros da regressão linear espacial (SEM – Modelo Espacial de Erro) que usa como variável dependente somente o ICE e como covariáveis a densidade domiciliar e a densidade de rede de água ou de rede de esgoto.

Tabela 3 – Parâmetros da regressão SEM do indicador ICE.

Grupo	Parâmetro	SEM – ICE
Modelo	Variável dependente	ICE
	Número de observações	1.097
	Número de variáveis	3
	Graus de liberdade	1.094
Estatísticas descritivas	Média da variável dependente	67,94
	Desvio-padrão da variável dependente	39,56
Ajuste do modelo	R^2	0,3894
Função de verossimilhança	Log-likelihood	−5.347,37
	Sigma²	955,85
	Erro padrão da regressão	30,92
Critérios de informação	Akaike (AIC)	10.700,7
	Schwarz (BIC)	10.715,7
Heterocedasticidade	Breusch–Pagan	41,73 (p=0,0000)
Parâmetro espacial	Lambda (λ)	0,4865 (p<0,001)
Teste do componente espacial	Likelihood Ratio (SEM)	130,58 (p=0,0000)

Fonte: Autoria própria (2026).

Os resultados do modelo SEM, apresentados na Tabela 3, para o ICE mostram um ganho substancial de ajuste em relação ao OLS, com aumento do R^2 de aproximadamente 0,28 para 0,39, indicando maior capacidade explicativa ao incorporar a dependência espacial.

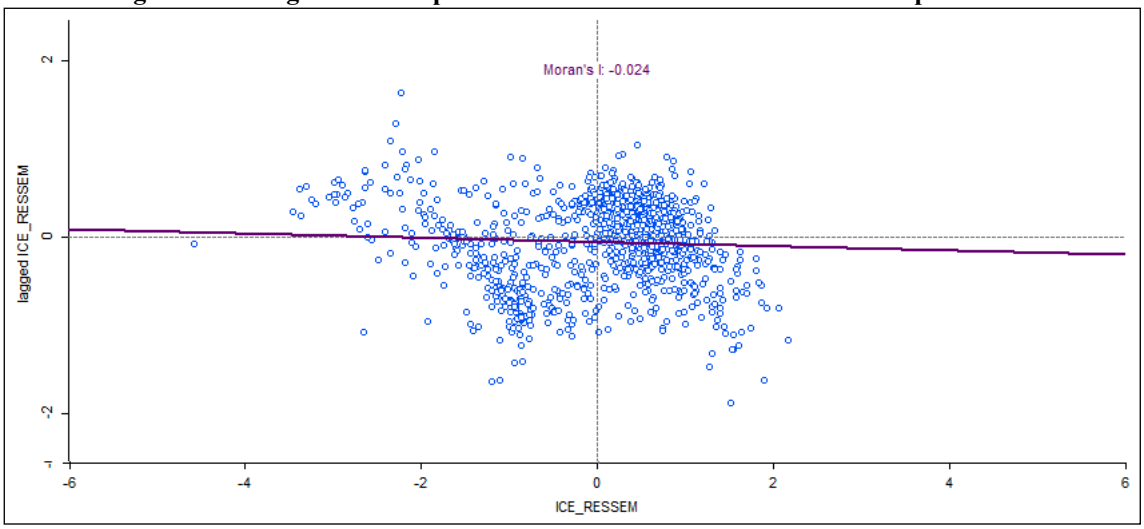
O parâmetro λ (lambda) apresentado na Tabela 3 é elevado e estatisticamente significativo, que confirma a presença de autocorrelação espacial no termo de erro, validando a escolha do SEM. Além disso, a redução dos critérios AIC e BIC evidencia um modelo mais eficiente, com melhor equilíbrio entre ajuste e parcimônia.

Por fim, ainda analisando a Tabela 3, verifica-se que o Likelihood Ratio Test altamente significativo reforça que o componente espacial melhora de forma consistente o desempenho do modelo, enquanto a diminuição do erro padrão da regressão indica maior precisão das estimativas.

O modelo OLS é estatisticamente significativo, mas não elimina a dependência espacial dos resíduos, especialmente para o ICE. Já o modelo SEM incorpora essa dependência via λ, apresentando melhor ajuste, menor erro e critérios AIC/BIC mais baixos. Assim, o SEM fornece estimativas mais consistentes para a cobertura de esgoto.

A Figura 12 apresenta o gráfico de I Moran Global do resíduo do ICE determinado pelo SEM.

Figura 12 – Diagrama de dispersão de I Moran Global do resíduo ICE pelo SEM.

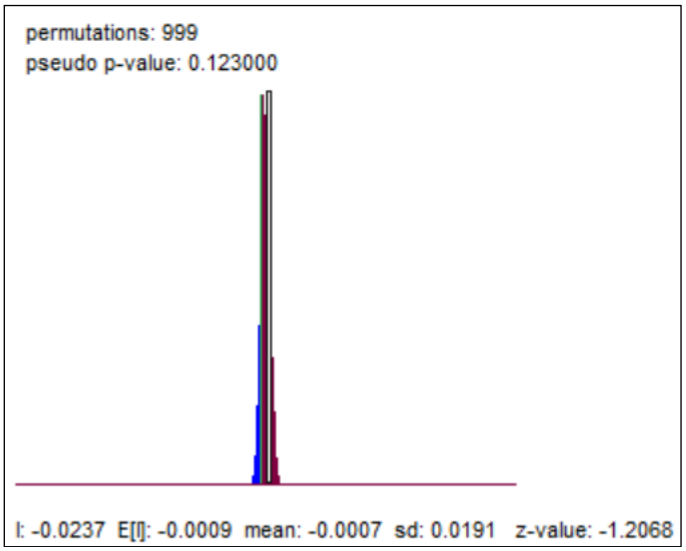


Fonte: Autoria própria (2026).

O gráfico de dispersão (Figura 12) indica que o I de Moran dos resíduos do SEM é próximo de zero ($I \approx -0{,}024$), caracterizando um padrão espacial essencialmente aleatório. Isso mostra que, após a aplicação do modelo de erro espacial, a autocorrelação espacial residual foi praticamente eliminada, confirmando que o SEM conseguiu capturar adequadamente a dependência espacial presente no ICE.
Comparando os resíduos do ICE OLS e do ICE SEM, observa-se que o OLS mantém autocorrelação espacial moderada (I de Moran ≈ 0,22), enquanto o SEM reduz o Moran para valor próximo de zero ($I \approx -0{,}02$). Isso indica que o SEM elimina a dependência espacial residual, produzindo um ajuste estatisticamente mais consistente.

A Figura 13 apresenta uma demonstração de permutação executada no programa GeoDa para I Moran Global do resíduo do ICE determinado pelo modelo SEM.

Figura 13 – Demonstração de permutação do I Moran Global para o resíduo do ICE determinado pelo modelo SEM.

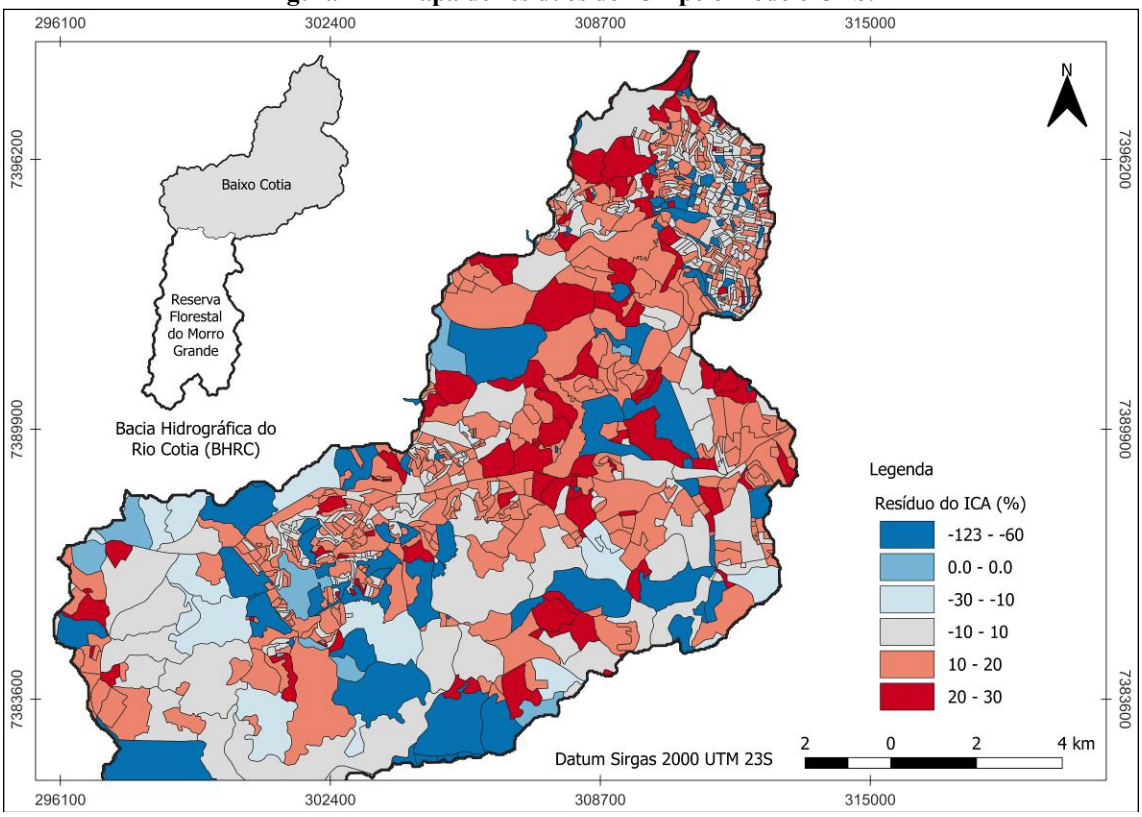


Fonte: Autoria própria (2026).

A Figura 13 mostra que o I de Moran observado ($I \approx -0{,}024$) está muito próximo do valor esperado sob aleatoriedade ($E[I] \approx -0{,}001$), e o pseudo p-value = 0,123 indica que o resultado não é estatisticamente significativo. Isso significa que não se rejeita a hipótese nula de aleatoriedade espacial dos resíduos, confirmando que o modelo SEM eliminou a autocorrelação espacial residual do ICE e é estatisticamente adequado para representar o fenômeno.

A Figura 14 apresenta o mapa de resíduos do ICA, determinado pela regressão OLS.

Figura 14 – Mapa de resíduos de ICA pelo modelo OLS.



Fonte: Autoria própria (2026).

O mapa de resíduos do ICA (Figura 14) mostra um padrão espacial relativamente disperso, sem a formação clara de grandes agrupamentos contínuos de resíduos positivos ou negativos. Predominam resíduos de baixa magnitude, com

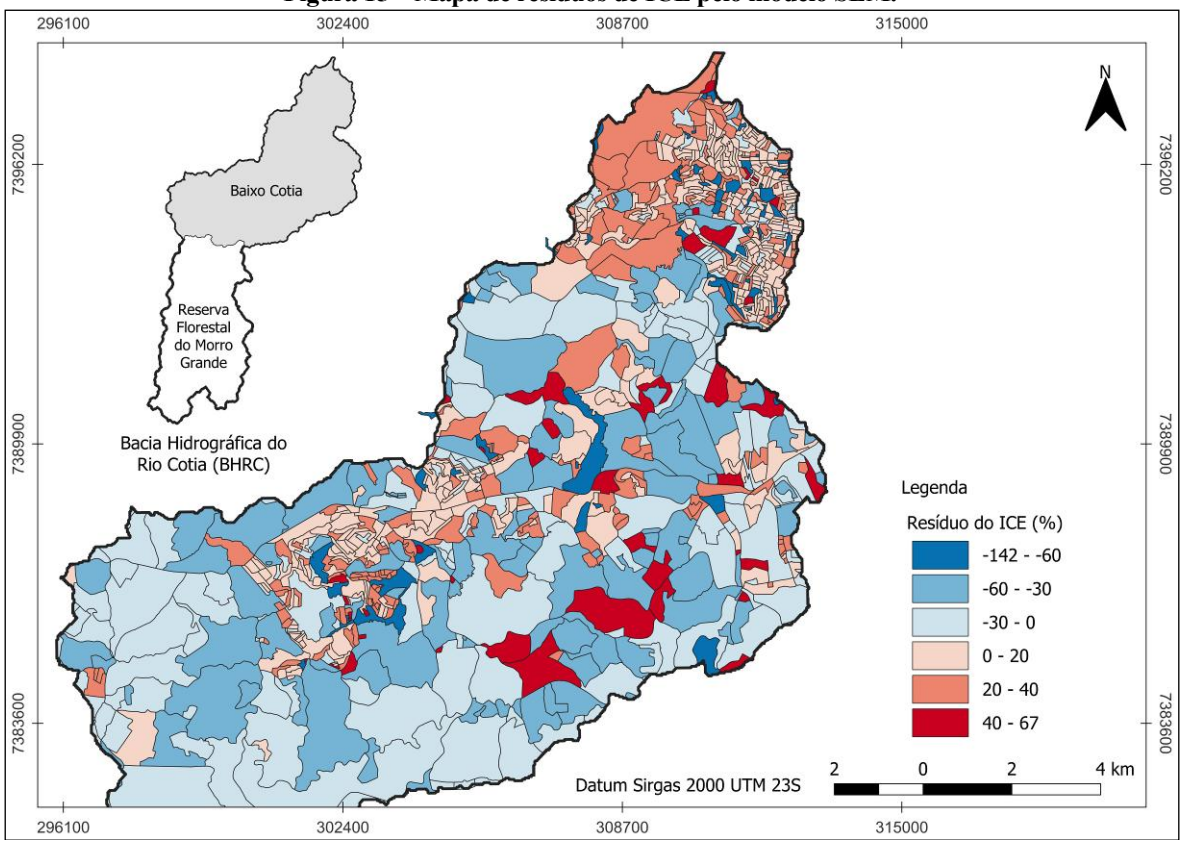
alternância entre valores positivos e negativos entre setores vizinhos, indicando que o modelo OLS conseguiu explicar de forma satisfatória a variação espacial da cobertura de água. As áreas com resíduos mais elevados aparecem de forma pontual, sugerindo influências locais específicas que não comprometem o ajuste global do modelo.

O padrão observado no mapa de resíduos do ICA (Figura 14), caracterizado pela predominância de resíduos de baixa magnitude e pela ausência de grandes agrupamentos espaciais, é coerente com os resultados discutidos por Oliveira et al. (2026), que verificaram o acesso ao saneamento básico em Minas Gerais para o ano de 2019. Os autores demonstram que o abastecimento de água apresenta menor heterogeneidade espacial e menor dispersão quando comparado ao esgotamento sanitário, refletindo um estágio mais avançado de universalização.

Nesse contexto, a distribuição espacial mais aleatória dos resíduos indica que o modelo consegue capturar adequadamente os principais determinantes territoriais do acesso à água, restando apenas variações locais pontuais, interpretação alinhada à evidência empírica apresentada no estudo para indicadores de água, que exibem menor coeficiente de variação e menor dependência espacial residual.

A Figura 15 apresenta o mapa de resíduos do ICE, determinado pela regressão SEM.

Figura 15 – Mapa de resíduos de ICE pelo modelo SEM.



Fonte: Autoria própria (2026).

O mapa de resíduos do ICE estimado pelo modelo SEM (Figura 15) mostra um padrão espacial mais disperso, sem a formação de clusters contínuos de resíduos positivos ou negativos. Predominam resíduos de baixa magnitude e distribuição aparentemente aleatória, indicando que a dependência espacial presente no ICE foi adequadamente capturada pelo modelo. Esse resultado confirma a eficácia do SEM em absorver os efeitos espaciais não observados, reduzindo estruturas residuais e reforçando a consistência estatística do ajuste para o esgotamento sanitário.

A distribuição espacial dos resíduos do ICE estimado pelo SEM (Figura 15) é coerente com a interpretação proposta por Tavares (2025) no estudo sobre desigualdade socioespacial no acesso à água e esgoto no Brasil. Os autores demonstram que, quando a dependência espacial associada a fatores socioeconômicos e territoriais é adequadamente incorporada às análises, os padrões residuais tendem a se aproximar da aleatoriedade. Nesse sentido, o mapa de resíduos do ICE pelo SEM indica que os principais efeitos estruturais de desigualdade socioespacial, amplamente

discutidos no artigo — como renda e concentração territorial da infraestrutura — foram capturados pelo modelo, restando apenas variações locais pontuais.

Comparando as Figuras 14 e 15, observa-se um contraste claro no comportamento espacial dos resíduos dos dois indicadores. No mapa de resíduos do ICA (Figura 14), há maior alternância entre valores positivos e negativos e presença pontual de setores com resíduos mais elevados, indicando que, embora o modelo explique bem a cobertura de água, ainda permanecem variações locais associadas a fatores específicos do território.

Já o mapa de resíduos do ICE estimado pelo SEM (Figura 15) apresenta uma distribuição mais homogênea e dispersa, com predominância de resíduos de baixa magnitude e ausência de agrupamentos espaciais definidos, evidenciando que a dependência espacial do esgotamento sanitário foi adequadamente absorvida pelo modelo. Esse contraste reforça que o abastecimento de água é um serviço mais consolidado, enquanto o esgotamento sanitário exige modelagem espacial explícita para representar corretamente sua complexidade territorial.

A Tabela 4 apresenta os parâmetros estimados das regressões OLS e SEM, declarados pelo programa GeoDa.

Tabela 4 – Parâmetros estimados das regressões OLS e SEM.

Modelo	Variável	Coeficiente	Erro Padrão	t-Statistic	p-valor
ICA OLS	Constante	72,6000	1,6362	44,3711	0,0000
	Densidade de rede de água (m/km²)	0,0005678	0,0000646	8,7889	0,0000
	Densidade domiciliar (dom./km²)	0,0004524	0,0001539	2,9388	0,0034
ICE OLS	Constante	41,7407	1,6348	25,5335	0,0000
	Densidade de rede de esgoto (m/km²)	0,0012654	0,0000805	17,7188	0,0000
	Densidade domiciliar (dom./km²)	0,0015349	0,0001736	8,8431	0,0000
	Variável	**Coeficiente**	**Erro Padrão**	**z-valor**	**p-valor**
ICE SEM	Constante	51,6061	2,4200	21,3252	0,0000
	Densidade de rede de esgoto (m/km²)	0,0008644	0,0000912	9,4796	0,0000
	Densidade domiciliar (dom./km²)	0,0010377	0,0001735	5,9821	0,0000
	Lambda (λ)	0,4865	0,0357	13,6451	0,0000

Fonte: Autoria própria (2026).

Verifica-se pela Tabela 4 que no modelo ICA OLS, a cobertura de água é explicada principalmente pela densidade da rede de água, cujo coeficiente é positivo e altamente significativo. A densidade domiciliar também contribui para o aumento do ICA, mas com efeito menor, indicando que a presença física da infraestrutura de abastecimento é o fator mais determinante para a universalização do serviço.

Ainda analisando a Tabela 4, para o ICE OLS, tanto a densidade da rede de esgoto quanto a densidade domiciliar apresentam efeitos positivos e estatisticamente significativos, com coeficientes mais elevados do que os observados no modelo de água. Isso indica que a cobertura de esgoto é mais sensível às características territoriais, refletindo a dependência direta entre expansão da infraestrutura, concentração de domicílios e atendimento do serviço.

Por fim, observando-se a Tabela 4, no ICE SEM os efeitos das variáveis permanecem positivos, porém com coeficientes ajustados após o controle da dependência espacial. Parte da explicação da cobertura de esgoto passa a ser capturada pelo parâmetro espacial λ, que é elevado e significativo, indicando que fatores territoriais não observados e espacialmente estruturados influenciam o ICE. Esse resultado confirma que o modelo espacial fornece uma representação mais consistente da dinâmica do esgotamento sanitário no território.

Entre as limitações do estudo destacam-se o uso de variáveis dependentes restritas ao intervalo [0,100], a ausência explícita de variáveis socioeconômicas e a não adoção de modelos hierárquicos multinível. Tais limitações, entretanto, não comprometem o objetivo central do trabalho, que consiste em avaliar a validade conceitual e espacial dos indicadores de cobertura de saneamento.

Os resultados indicam que a utilidade dos indicadores de cobertura não está associada à maximização do ajuste estatístico, mas à capacidade de revelar padrões territoriais persistentes quando analisados sob uma abordagem espacial.

Por fim, ressalta-se que a consistência dos dados é respaldada pela utilização de bases oficiais do IBGE, bem como pelos resultados da análise espacial, que evidenciaram padrões territorialmente estruturados e estatisticamente significativos, incompatíveis com a ocorrência de erros aleatórios sistemáticos de mensuração.

CONCLUSÃO

O objetivo do estudo foi alcançado com eficácia, ao demonstrar que os indicadores de cobertura de abastecimento de água (ICA) e de esgotamento sanitário (ICE), analisados em escala setorial por meio do Índice de Moran Global e de modelos de regressão linear (Mínimos Quadrados Ordinários – OLS) e espacial, constituem instrumentos válidos para o diagnóstico territorial das desigualdades no saneamento.

O I de Moran Global indicou autocorrelação espacial positiva para ambos os indicadores, mais fraca para o ICA e significativamente mais intensa para o ICE, evidenciando maior homogeneidade espacial do abastecimento de água e desigualdades territoriais persistentes no esgotamento sanitário.

As regressões OLS mostraram-se adequadas para o ICA, cujos resíduos apresentaram baixa autocorrelação espacial. Para o ICE, a autocorrelação significativa nos resíduos do OLS evidenciou a limitação do modelo clássico em representar a complexidade espacial do serviço.

A aplicação do Modelo de Erro Espacial (SEM) ao ICE capturou essa dependência, resultando na eliminação da autocorrelação residual, conforme indicado pelo I de Moran dos resíduos próximo do padrão aleatório, confirmando a influência de fatores territoriais espacialmente estruturados.

A metodologia mostrou-se eficaz para o diagnóstico territorial do saneamento ao evidenciar a defasagem estrutural entre água e esgoto, identificar bolsões de déficit e demonstrar que a validade dos indicadores decorre da estrutura espacial e do comportamento dos resíduos, e não do R^2, apesar da limitação do modelo pela ausência de variáveis socioeconômicas e pela restrição dos indicadores ao intervalo percentual.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ANA. AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO (ANA). *NA apresenta panorama sobre papel da instituição na implementação do novo marco legal do saneamento durante o 33º CBESA*. Brasília: ANA, 2025.

2. ANSELIN, L. *Spatial econometrics: methods and models*. Dordrecht: Springer, 2018.

3. ANSELIN, L.; SYABRI, I.; KHO, Y. *GeoDa: An Introduction to Spatial Data Analysis. Version 1.20*. Chicago: GeoDa Center for Geospatial Analysis and Computation, University of Chicago, 2023. Disponível em: <https://geodacenter.github.io/>. Acesso em: 2 jun. 2026.

4. BOING, A. F.; BOING, A. C.; SUBRAMANIAN, S. V. Inequalities in the access to healthy urban structure and housing: an analysis of the Brazilian census data. *Cadernos de Saúde Pública*, v. 37, n. 6, 2021.

5. BRASIL. *Lei nº 14.026, de 15 de julho de 2020. Atualiza o marco legal do saneamento básico*. Diário Oficial da União, Brasília, 16 jul. 2020.

6. ELHORST, J. P. *Spatial econometrics: from cross-sectional data to spatial panels*. 2. ed. Heidelberg: Springer, 2021.

7. FOTHERINGHAM, A. S.; BRUNSDON, C.; CHARLTON, M. Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships. 2. ed. Chichester: Wiley, 2018.

8. IBGE. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. *Censo Demográfico 2022: agregados por setores censitários*. Rio de Janeiro: IBGE, 2022.

9. MORAGA, Paula. *Spatial statistics for data science: theory and practice with R. Boca Raton*: CRC Press, 2023.

10. NADALIN, V. G. Situação do acesso aos serviços de saneamento no Brasil nos municípios que apresentam aglomerados subnormais. *Boletim Regional, Urbano e Ambiental, Brasília*, n. 27, p. 65-70, jan./jun. 2022.

11. OLIVEIRA, L. A.; RODRIGUES, C. T.; TUPY, I. S. Determinantes do acesso ao saneamento básico em Minas Gerais (2019): evidências a partir de um modelo SUR-espacial. *Nova Economia, Belo Horizonte*, v. 36, n. 1, e8754, 2026. DOI: https://doi.org/10.1590/0103-6351/8754. Disponível em: https://www.scielo.br/j/neco/a/K5qL46BWYLnGKQ7KwSvkZGD/. Acesso em: 5 jun. 2026.

12. PANDEY, B.; BRELSFORD, C.; SETO, K. C. Infrastructure inequality is a characteristic of urbanization. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, v. 119, n. 15, e2119890119, 2022. DOI: 10.1073/pnas.2119890119.

13. QGIS DEVELOPMENT TEAM. QGIS: *Spatial without compromise*. 2026. Disponível em: <https://qgis.org/>. Acesso em: 27 maio 2026.

14. SABESP. Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo. Servidor do Planejamento de Expansão. *Relatórios gerenciais e camadas vetoriais de informações empresariais – memorando da Diretoria Regional de Operação e Manutenção Oeste – OO*. São Paulo, 2024, 2.500 p.

15. SABESP. COMPANHIA DE SANEAMENTO BÁSICO DO ESTADO DE SÃO PAULO. Servidor do Planejamento de Expansão. *Mancha de Tratamento da Região Metropolitana – Modelo topológico dezembro de 2024*. São Paulo, 2025. 1 mapas: 118,9 x 84,1 cm. Escala: 1:50.000.

16. SANTOS, G. R.; MENDES, A. T. Dados e indicadores dos serviços de água e esgotamento sanitário no Brasil. *Boletim Regional, Urbano e Ambiental*, Brasília, n. 29, p. 171–189, 2023.

17. SCOTT, R.; SCOTT, P.; HAWKINS, P.; BLACKETT, I.; COTTON, A.; LEREBOURS, A. Integrating basic urban services for better sanitation outcomes. *Sustainability*, v. 11, n. 23, 2019.

18. TAVARES, V. C. R. *Desigualdade socioespacial no acesso à água e esgoto no Brasil. 2025*. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Ambiental) – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Campo Grande, 2025.
19. TONIOLO, B. P.; CHIARA, C. T.; TRINDADE, R. O.; DI FILLIPO, M.; BEVILACQUA, N. *Análise de indicadores de cobertura de água e esgoto por setor censitário: uma abordagem espacial na Grande São Paulo*. In: CONGRESSO NACIONAL DE SANEAMENTO E MEIO AMBIENTE (ABES), [número não informado], 2025. Anais [...]. : ABES – Associação Brasileira de Engenharia Sanitária e Ambiental, 2025.

20. TRIOLA, M. F. *Introdução à estatística*. 12. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2017.

21. WHO. WORLD HEALTH ORGANIZATION. UNICEF. UNITED NATIONS CHILDREN'S FUND. *Progress on household drinking water, sanitation and hygiene 2000-2024; special focus on inequalities*. Geneva: WHO; New York: UNICEF, 2025.

22. YU, W.; BAIN, R. E. S.; MANSOUR, S.; WRIGHT, J. A. A cross-sectional ecological study of spatial scale and geographic inequality in access to drinking-water and sanitation. *International Journal for Equity in Health*, v. 13, n. 113, 2014. DOI: 10.1186/s12939-014-0113-3.