A Evolução do Acesso a Serviços e Emprego das Vizinhanças Brasileiras

Pedro H. Chaves Maia[3], Valdemar Pinho Neto[2], Vinícius Schuabb[4], Paulo Tafner[1] e Fernando Veloso[1]

[1]Instituto Mobilidade e Desenvolvimento Social (Imds)
[2]Escola Brasileira de Economia e Finanças (FGV EPGE)
[3]Universidade Estadual de Londrina (UEL)
[4]Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)

Resumo: Esta nota técnica propõe uma metodologia para mensurar a proximidade a serviços e emprego no Brasil a partir de uma malha hexagonal de alta resolução. As distâncias mínimas médias a equipamentos de educação, saúde, assistência social básica e estabelecimentos com empregos formais são sintetizadas por Análise de Componentes Principais e uma transformação quantílica, resultando no Índice de Proximidade a Serviços e Emprego. Entre 2012 e 2019, a média do índice apresentou pequena elevação com oscilações. Persistem fortes desigualdades territoriais, com maior proximidade concentrada no litoral e nos principais centros urbanos.

1 Introdução

A facilidade de acesso a serviços e emprego é um tópico que vem ganhando cada vez mais protagonismo tanto na literatura acadêmica quanto no debate público (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), 2018; Khavarian-Garmsir, Sharifi, Hajian Hossein Abadi & Moradi, 2023; Khavarian-Garmsir, Sharifi & Sadeghi, 2023; Rhoads et al., 2023). Esse interesse foi, em grande medida, impulsionado pela rápida melhora computacional dos últimos 30 anos, que viabilizou, por exemplo, o desenvolvimento de tecnologias voltadas à análise de dados geoespaciais. O interesse pelo tópico, entretanto, ultrapassa o mero desenvolvimento tecnológico.

O local de residência pode influenciar oportunidades econômicas e trajetórias individuais. Estudos documentam efeitos sobre a renda futura (Britto et al., 2026; Chetty & Hendren, 2018a, 2018b; Deutscher, 2020), o desempenho escolar (Monteiro & Rocha, 2017) e a inserção no mercado de trabalho (Belchior et al., 2023), evidenciando a importância das condições das vizinhanças. A proximidade a serviços e emprego constitui uma dessas dimensões e motiva a construção de uma medida que permita comparar sua distribuição no território brasileiro.

Nesta nota técnica, mensuramos a proximidade geográfica a serviços e emprego por meio do Índice de Proximidade a Serviços e Emprego (IPSE). Utilizamos registros de escolas, unidades de saúde, assistência social básica e estabelecimentos empresariais das bases selecionadas, com suas localizações georreferenciadas, e os associamos a uma malha nacional de células. Inicialmente, discutimos a evolução temporal e a heterogeneidade espacial da oferta. Em seguida, definimos a medida de proximidade e sintetizamos suas quatro dimensões em um índice que permite comparar as células incluídas na análise.

Encontramos uma elevação de pequena magnitude na média do IPSE entre 2012 e 2019, acompanhada de oscilações, com máximo em 2014 e recuo após 2017. A comparação espacial revela ganhos e perdas entre macrovizinhanças, enquanto os níveis mais elevados de proximidade se concentram no litoral e nos principais centros urbanos. A pequena elevação do índice entre 2012 e 2019 pode refletir mudanças na oferta

de diferentes serviços. O indicador agregado, porém, não permite distinguir a contribuição de cada um, o que exige examinar seus componentes separadamente.

O Projeto Acesso a Oportunidades (AOP), conduzido pelo IPEA/AOP-Lab, oferece uma medida complementar ao IPSE. Na edição referente a 2017–2019, o AOP mensura o acesso a trabalho, saúde e educação pelo tempo de deslocamento, por modal, nas vinte maiores cidades brasileiras, que reúnem aproximadamente 25% da população do país (Pereira, Herszenhut et al., 2022; Pereira, Braga et al., 2022).[1] A contribuição desta nota é descrever a proximidade euclidiana em uma malha de ampla cobertura territorial, incluindo células urbanas e rurais fora dos municípios abrangidos pelo AOP. Os dois projetos diferem, portanto, na medida de acesso e na cobertura, além da unidade espacial de análise.

Na Seção 2, apresentamos as bases e seu processamento; na Seção 3, definimos vizinhanças e macrovizinhanças. A Seção 4 descreve a evolução temporal e espacial da oferta de serviços e dos estabelecimentos com vínculos formais. Na Seção 5, definimos a medida de proximidade, construímos o IPSE e discutimos os resultados. A Seção 6 compara as duas escalas no Rio de Janeiro, e a Seção 7 reúne os principais achados e limitações.

2 Dados

A elaboração deste trabalho baseou-se na integração de diferentes bases de dados, incluindo informações previamente georreferenciadas no âmbito deste projeto. A seguir, apresentamos cada uma dessas fontes e descrevemos os procedimentos adotados para sua limpeza, padronização e preparação para as análises.

As séries de oferta de educação, saúde e assistência social básica abrangem 2008–2022, enquanto a RAIS é utilizada para 2012–2019. Adotamos como procedimento padrão de georreferenciamento o pacote `geocodebr` (Pereira & Herszenhut, 2025), que compara os endereços com o CNEFE do IBGE.

Nossa unidade espacial de análise são células H3 em resolução 8 e 5, que permite compatibilizar diferentes fontes de dados georreferenciadas e manter uma cobertura territorial ampla. Todas as bases de dados utilizadas são mapeadas para as células H3, garantindo consistência espacial na análise. Comentamos mais sobre a unidade espacial na Seção 3.

As particularidades do tratamento de cada fonte são descritas nas subseções seguintes.

2.1 Grade Estatística e CNEFE

A delimitação das áreas incluídas na análise utiliza a Grade Estatística do IBGE referente ao Censo Demográfico de 2022, composta por células de 1 km^2 com informação de população.[2]

Distribuímos a população de cada quadrícula entre as células H3 proporcionalmente à área de interseção, somamos as parcelas e arredondamos o total de cada hexágono para um número inteiro. Esse procedimento pressupõe distribuição uniforme da população dentro de cada quadrícula. Mantemos na amostra somente células com população estimada estritamente positiva.[3] Essa delimitação é fixa para todos os anos analisados e não representa uma estimativa anual da população residente.

O Cadastro Nacional de Endereços para Fins Estatísticos (CNEFE) é utilizado como referência no georreferenciamento de estabelecimentos pelo pacote `geocodebr`. As amostras em resolução 8 e 5 contêm 2.753.906 e 24.292 células, respectivamente.

[1] A cobertura do AOP se limita a vinte municípios selecionados. Todos dispõem de estimativas para caminhada e bicicleta, enquanto a disponibilidade para os demais modais depende do município, do ano e dos dados de transporte. Essa seleção não abrange todas as áreas urbanas ou regiões metropolitanas do país: há também moradores de grandes centros urbanos entre a população não coberta.

[2] A base empregada no processamento corresponde ao arquivo nacional `BR1KM`, disponível na Grade Estatística de 1 km do IBGE.

[3] Note que pequenas parcelas positivas podem ser arredondadas para zero e excluídas. Esse é um risco maior em quadrículas de baixa densidade demográfica que cruzam diversos hexágonos simultaneamente, o que só pode ocorrer quando interpolando a população para células H3 em resolução 8.

2.2 Censo SUAS

Os dados do Censo SUAS (Sistema Único de Assistência Social) são utilizados para o georreferenciamento dos aparelhos componentes da Assistência Social Básica, nomeadamente, os Centros de Referência de Assistência Social (CRAS) e Centros de Convivência (Instituto Mobilidade e Desenvolvimento Social, 2024).[4] Através do acompanhamento anual dos resultados dos Censos, é identificado quando uma unidade entra em funcionamento ou encerra atividades, possibilitando o ajuste da base de dados final.

2.3 CNES

Usamos as informações do Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde (CNES) para identificar as datas de início e término das atividades de unidades de saúde, tomando maio como o mês de referência.[5] Nós filtramos as unidades de saúde de forma a manter na análise apenas aquelas atuantes no cuidado imediato do paciente.[6]

Georreferenciamos a maioria dessas unidades de saúde com base nos dados disponibilizados pelo Ministério da Saúde.[7] O georreferenciamento daquelas unidades que não constam na base do Ministério é realizado seguindo o processo padrão.

2.4 Censo Escolar

Os dados do Censo Escolar são usados para identificarmos quando as escolas estavam em funcionamento e seu endereço de porta, empregado no georreferenciamento.[8]

Somamos o número de alunos matriculados por escola-ano de forma a gerar uma *proxy* de funcionamento efetivo da unidade. Algumas escolas (menos de 0,01% do total) apresentam um comportamento errático acerca do número de alunos matriculados na medida em que reportam anos com nenhuma matrícula antecedidos e sucedidos por anos com números positivos de alunos. Entendemos que esse comportamento é extremamente improvável e, quase certamente, reflete erro de medida na amostra. Portanto, interpolamos o número de matrículas para esses anos, à exceção de 2020 e 2021 em virtude da pandemia.

Definimos, então, que uma escola em operação durante determinado ano é aquela que: 1) se caracteriza como "em funcionamento"; e 2) possui número estritamente positivo de alunos matriculados (após a interpolação).

2.5 RAIS Estabelecimentos

Utilizamos os endereços das firmas registradas na RAIS entre os anos de 2012 e 2019, obtidos na base dos estabelecimentos cadastrados, para obter suas coordenadas de latitude e longitude.[9]

Inicialmente, construímos um painel com uma observação por endereço, preservando todos os campos disponíveis relacionados à localização. Esse processo resultou em 10.561.303 endereços únicos entre 2012 e 2019. Em seguida, aplicamos o procedimento padrão de georreferenciamento, com o *geocodebr*, e mantivemos apenas os resultados com nível de precisão igual ou superior ao de CEP, obtendo 5.008.393 coordenadas válidas, correspondentes a 47% do total. Os 5.552.910 endereços restantes, equivalentes a 53%, foram posteriormente geocodificados por meio da API HERE Geocoding.

O resultado combinado dos dois procedimentos foi a obtenção de coordenadas para 10.522.247 dos 10.561.303 endereços únicos (99,63%); os 39.056 restantes (0,37%) não foram localizados.

[4] O acesso a essa base de dados é público, disponível em Censo SUAS.

[5] O acesso a essa base de dados é público, disponível em Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde (Fiocruz).

[6] Nomeadamente, mantemos na análise unidades dos seguintes tipos: 1) postos de saúde; 2) centros de saúde/unidades básicas de saúde; 3) policlínicas; 4) hospitais; 5) unidades mistas; 6) prontos-socorros; 7) centros de apoio à saúde da família; e 8) prontos atendimentos.

[7] O acesso a essa base de dados é público, disponível em CNES (Ministério da Saúde).

[8] O acesso a essa base de dados é público, disponível em Microdados do Censo Escolar (Inep).

[9] O Ministério do Trabalho e Emprego disponibiliza publicamente microdados não identificados da RAIS, tanto de estabelecimentos quanto de trabalhadores. O acesso às bases identificadas segue procedimento específico de solicitação. Assim, a disponibilidade pública da RAIS não implica acesso irrestrito aos registros identificados utilizados para localizar estabelecimentos. Ver Microdados RAIS e CAGED e Solicitação de bases identificadas.

Entre os endereços localizados, 7.395.487 tiveram precisão de rua, 1.743.762 de CEP, 904.557 de localidade e 478.441 de município. Esses totais descrevem o resultado da geocodificação, antes dos filtros de atividade dos estabelecimentos e de pertencimento à malha populada utilizados nas contagens de oferta.

Não realizamos exclusões adicionais pelo nível de precisão, de modo que os resultados de localidade e município também foram mantidos nos arquivos anuais. Essas duas categorias somam 1.382.998 endereços, ou 13,10% do total inicialmente submetido à geocodificação. As etapas espaciais também descartam coordenadas ausentes ou inválidas.

O número de trabalhadores é utilizado como critério operacional de presença de emprego formal, e não como peso na contagem dos estabelecimentos.

A unidade de contagem é o estabelecimento identificado pelo CNPJ completo, uma vez que uma mesma empresa pode possuir vários estabelecimentos. Já os postos de trabalho correspondem aos vínculos de emprego registrados nessas unidades. Em cada ano, mantemos na amostra apenas os estabelecimentos com pelo menos um vínculo formal de emprego.

3 Vizinhanças e Macrovizinhanças

Conforme apresentado na Seção 2, nossa unidade espacial de análise são as células H3 em resolução 8 e 5 com população estimada positiva.

Definimos uma vizinhança como uma célula hexagonal H3 na resolução 8, com área aproximada de 0,7 km^2. Essa escala permite análises bastante granulares, inclusive dentro de municípios. No entanto, para comparações em escala nacional, esse nível de detalhe pode dificultar a visualização dos padrões espaciais.

Por essa razão, utilizamos também uma unidade espacial mais agregada, denominada macrovizinhança. A macrovizinhança corresponde a uma célula hexagonal H3 na resolução 5, com área aproximada de 252,9 km^2. Seu objetivo é facilitar a apresentação e a comparação dos resultados em recortes territoriais mais amplos.

Em ambas as escalas, incluímos apenas unidades com população estimada positiva, conforme o procedimento descrito na Seção 2. A comparação do Rio de Janeiro, na Seção 6, ilustra as diferenças entre essas duas unidades de cálculo.

4 Evolução da Oferta de Serviços e Emprego

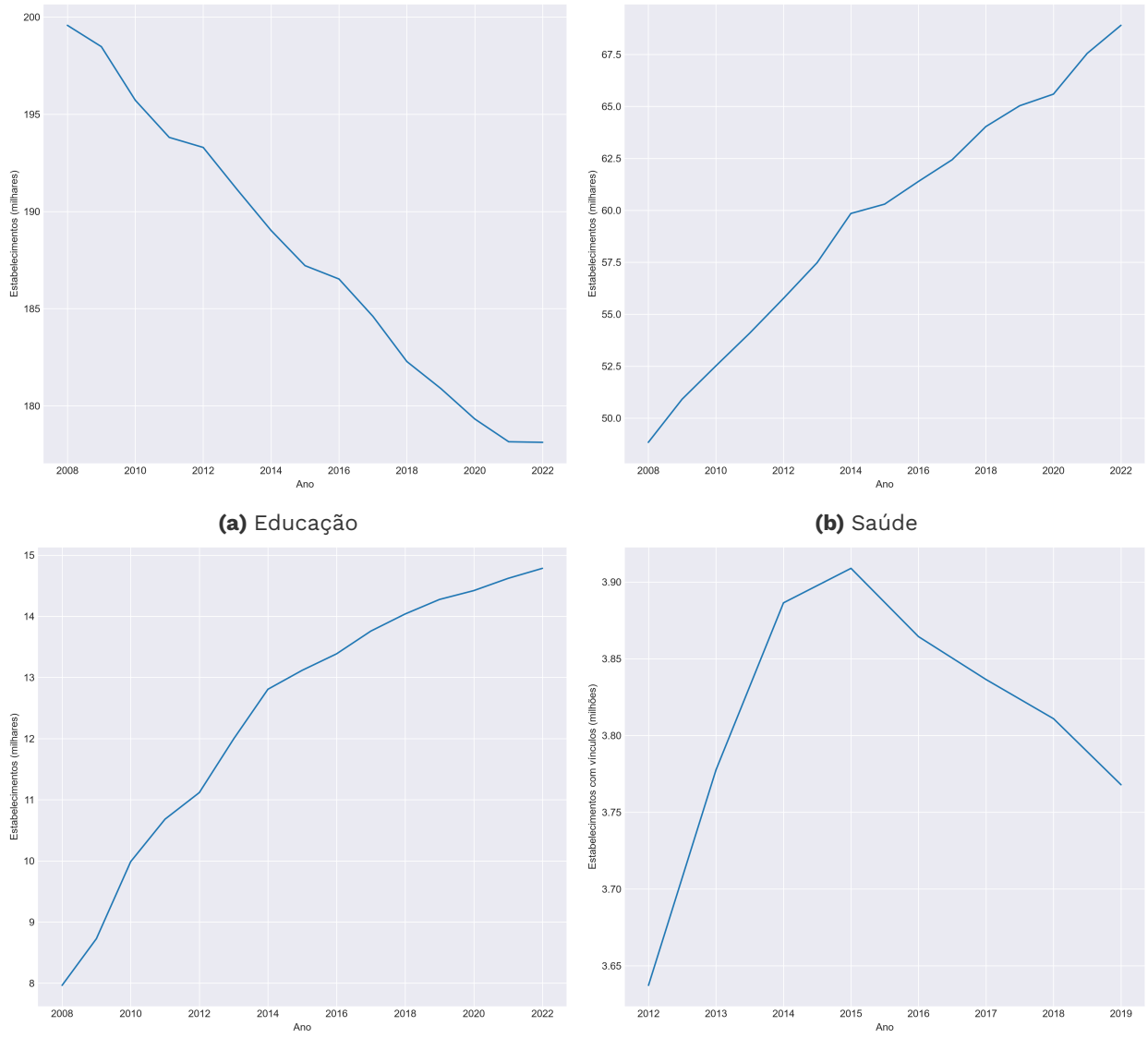
Analisamos a oferta de educação, saúde, assistência social básica e estabelecimentos com vínculos formais, utilizando as fontes descritas na Seção 2. As séries temporais e os mapas consideram unidades ativas com localização utilizável, situadas em macrovizinhanças. A Figura 1 apresenta a evolução nacional da oferta. Nas subseções seguintes, examinamos sua distribuição espacial e as variações nas contagens de estabelecimentos por macrovizinhança.

4.1 Educação

A Figura 1a mostra uma redução progressiva do número de escolas entre 2008 e 2022, de aproximadamente 10% entre os extremos do período. Uma possível explicação é a mudança na demanda associada à composição etária. Travitzki (2024), por exemplo, documenta a redução da população de 15 a 17 anos desde 2014 e discute suas implicações para a escolarização. Embora restrita a essa faixa etária, a evidência sugere que mudanças demográficas podem ajudar a explicar a queda no número de estabelecimentos de educação básica.

A leitura isolada da Figura 1a, entretanto, pode transmitir a ideia de que essa redução educacional ocorreu de forma homogênea no território. Para explorarmos esse ponto com o devido rigor, apresentamos, na Figura 2a, os quantis das diferenças na quantidade de estabelecimentos de educação básica entre 2008 e 2022.

A Figura 2a revela heterogeneidade nas mudanças de oferta por macrovizinhança. Macrovizinhanças em classes de redução mais acentuada aparecem no Nordeste e no interior do Su-



(a) Educação

(b) Saúde

(c) Assistência Social Básica

(d) Mercado de Trabalho

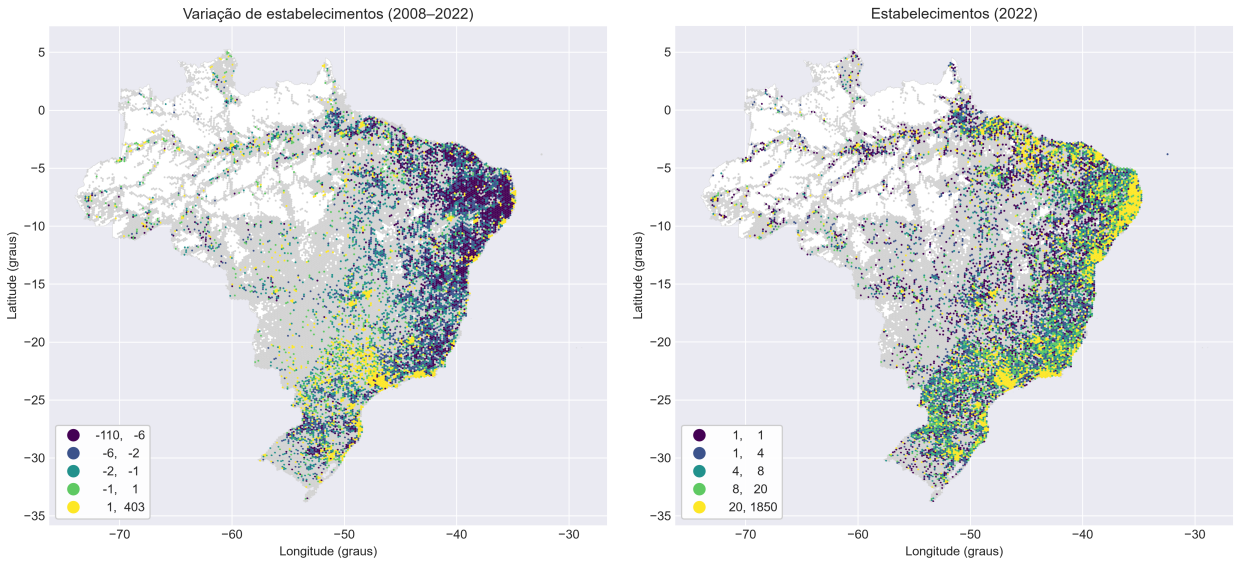
Figura 1. Evolução Temporal da Oferta de Serviços e Emprego

Notas: A figura apresenta a evolução temporal das dimensões do Índice de Proximidade a Serviços e Emprego, discutidas espacialmente na Seção 4. Séries e mapas usam estabelecimentos ativos com localização utilizável em macrovizinhanças com população positiva. O painel (a) indica a série temporal do número de unidades de ensino (em milhares). O painel (b) indica a série temporal do número de estabelecimentos de saúde (em milhares). O painel (c) indica a série temporal do número de estabelecimentos da assistência social básica (em milhares). O painel (d) indica a série temporal do número de estabelecimentos com vínculos formais (em milhões).

deste, enquanto aumentos são observados em partes do Sul, do Centro-Oeste, do Norte e de São Paulo.

Na Figura 2b, apresentamos a distribuição do total de estabelecimentos de ensino em 2022. As maiores contagens por macrovizinhança se concentram em áreas litorâneas e nos principais centros urbanos, enquanto partes do interior do Norte e do Centro-Oeste apresentam poucas unidades ou nenhuma. A comparação com o mapa de variações mostra que ganhos e perdas no período coexistem com diferenças persistentes nos níveis de oferta.

A Figura 2b também evidencia macrovizinhanças que não possuem estabelecimentos de ensino georreferenciados, representadas em cinza, com destaque para áreas do Centro-Oeste. Já no mapa de variações, o cinza indica ausência de mudança entre os extremos do período, e não necessariamente ausência de escolas. Repare que a ausência de escolas em uma macrovizinhança não implica, necessariamente, que seus



(a) Variações na Disposição Espacial (2008-2022)

(b) Disposição Espacial (2022)

Figura 2. Disposição Espacial dos Estabelecimentos de Ensino

Notas: A figura descreve a evolução do número de estabelecimentos de ensino (escolas) entre 2008 e 2022. Os painéis (a) e (b) apresentam a disposição espacial dessas mudanças no período 2008-2022 e a quantidade de escolas em 2022, respectivamente. Nos mapas, o eixo horizontal indica a longitude e o vertical, a latitude, ambas em graus decimais; valores negativos indicam, respectivamente, oeste e sul. As cores representam os intervalos indicados nas legendas. A unidade espacial dos mapas corresponde a macrovizinhanças com população estimada positiva. Os estabelecimentos georreferenciados são contados diretamente em cada macrovizinhança. O cinza-claro indica macrovizinhanças com variação zero no painel (a) e sem estabelecimentos no painel (b); áreas brancas não pertencem à malha populada representada. A restrição populacional é aplicada ao total da macrovizinhança e não implica que toda a sua superfície seja ocupada.

moradores não consigam alcançar esses equipamentos, pois pode haver escolas próximas em macrovizinhanças adjacentes.

4.2 Saúde

Nota-se, pela leitura da Figura 1b, que, em oposição ao caso da educação, houve um aumento consistente e progressivo de aproximadamente 40% no número de unidades de saúde disponíveis entre 2008 e 2022. Quanto à distribuição espacial dessas unidades, a Figura 3 reproduz as análises da Figura 2 para a base de dados de saúde.

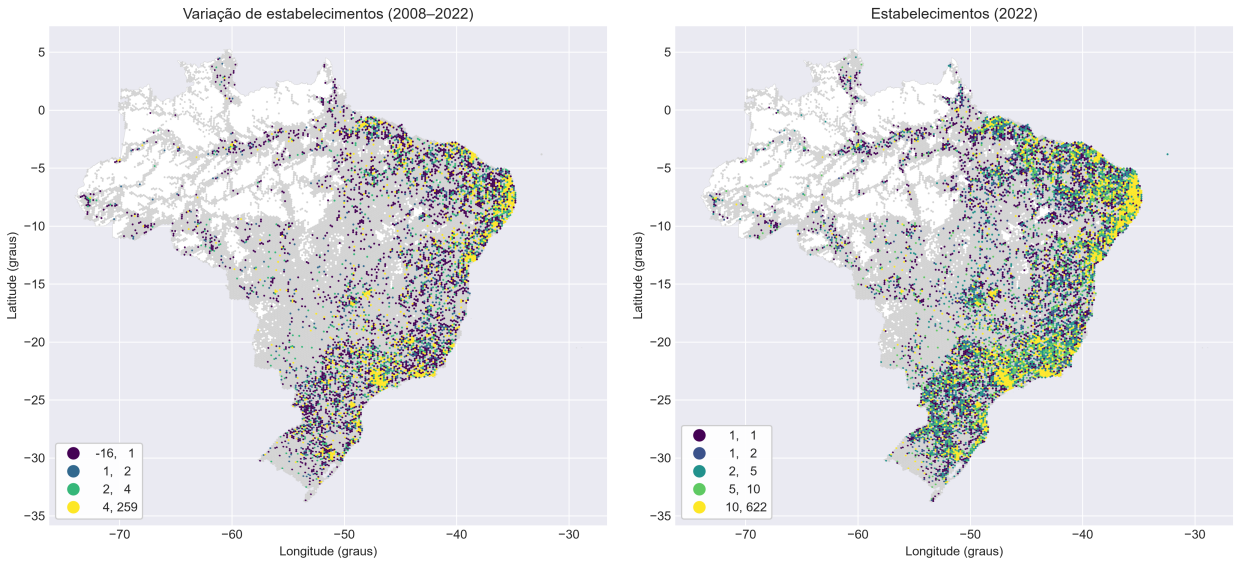
Na Figura 3a, macrovizinhanças nas classes de maior aumento aparecem em partes do litoral e em áreas do estado de São Paulo.

A variação no número de estabelecimentos de saúde revela trajetórias locais distintas: entre 2008 e 2022, algumas macrovizinhanças receberam até 259 novas unidades, enquanto outras perderam até 16. A expansão nacional da rede coexistiu, portanto, com reduções locais da oferta. Como a primeira classe do mapa reúne perdas e pequenos aumentos, sua leitura não permite identificar isoladamente todas as áreas que registraram redução.

Reduções no número de estabelecimentos podem aumentar a distância aos equipamentos, mesmo quando áreas adjacentes registram expansão. A extensão das macrovizinhanças torna importante examinar essa possibilidade, mas a distância entre seus centros é apenas uma característica geométrica da malha e não representa o percurso dos residentes. Por isso, a interpretação de isolamento deve se apoiar nas distâncias aos equipamentos efetivamente calculadas, sem convertê-las em estimativas de tempo de deslocamento ou de atendimento.

4.3 Assistência Social Básica

A Figura 1c ilustra a evolução temporal da quantidade de aparelhos da assistência social básica, evidenciando sua rápida expansão no início do período analisado, embora ganhos incrementais tenham sido observados ao longo do período. Para uma discussão mais detalhada sobre o pro-



(a) Variações na Disposição Espacial (2008-2022)

(b) Disposição Espacial (2022)

Figura 3. Disposição Espacial do Número de Estabelecimentos de Saúde

Notas: A figura descreve a evolução no número de estabelecimentos de saúde entre 2008 e 2022. Os painéis (a) e (b) apresentam a disposição espacial dessas mudanças no período 2008-2022 e a quantidade de estabelecimentos de saúde em 2022, respectivamente. Nos mapas, o eixo horizontal indica a longitude e o vertical, a latitude, ambas em graus decimais; valores negativos indicam, respectivamente, oeste e sul. As cores representam os intervalos indicados nas legendas. A unidade espacial dos mapas corresponde a macrovizinhanças com população estimada positiva. Os estabelecimentos georreferenciados são contados diretamente em cada macrovizinhança. O cinza-claro indica macrovizinhanças com variação zero no painel (a) e sem estabelecimentos no painel (b); áreas brancas não pertencem à malha populada representada. A restrição populacional é aplicada ao total da macrovizinhança e não implica que toda a sua superfície seja ocupada.

cesso de expansão dos CRAS, em particular, veja Riva (2023).

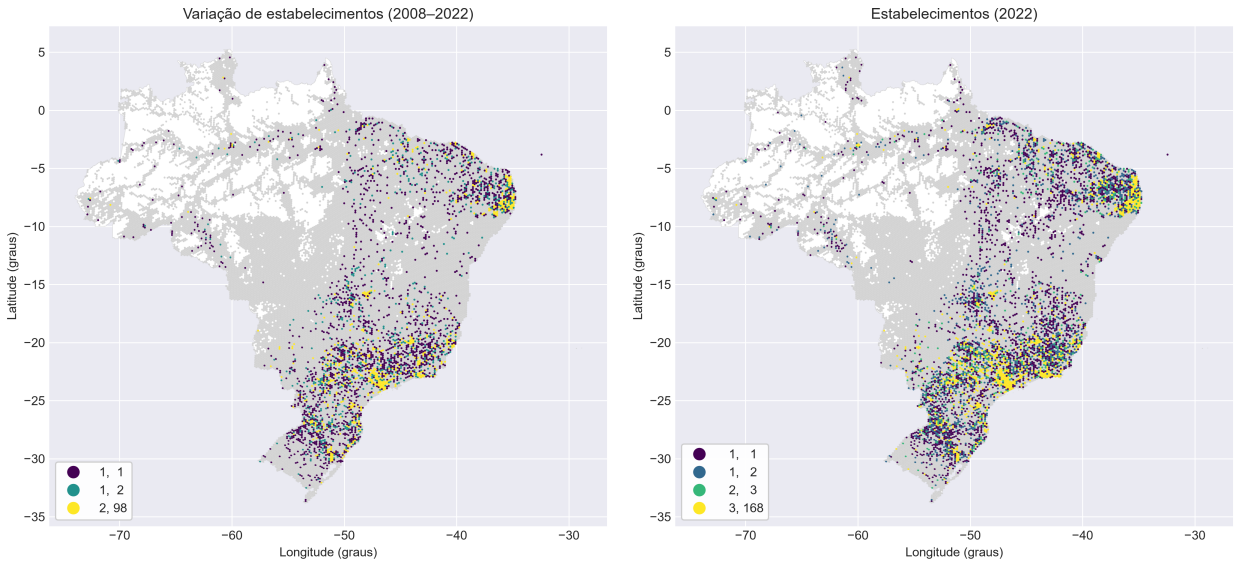
A Figura 4a evidencia a heterogeneidade espacial da expansão da assistência social básica. As variações positivas destacadas no mapa são mais intensas em partes do Sudeste e do Sul, enquanto muitas macrovizinhanças apresentam ganhos de apenas uma unidade ou nenhuma variação. Há também aumentos no Nordeste, mas a quantidade de equipamentos por macrovizinhança permanece heterogênea no território.

A Figura 4b mostra comparativamente poucas macrovizinhanças com equipamentos da assistência social básica em partes do Centro-Oeste e do Norte, sobretudo longe das capitais. No Nordeste, diversas macrovizinhanças apresentam equipamentos, mas com baixas contagens por macrovizinhança, inclusive em partes da Bahia. Essas contagens descrevem a distribuição espacial da oferta e não permitem, isoladamente, avaliar sua suficiência em relação à população atendida, à demanda ou à capacidade dos equipamentos.

4.4 Mercado de Trabalho

A Figura 1d apresenta a evolução do número de estabelecimentos com vínculos formais entre 2012 e 2019, revelando um padrão não monotônico. Entre 2012 e 2015, observa-se uma expansão gradual, com aumento acumulado de 7% no número de estabelecimentos com vínculos formais. A partir de 2015, contudo, essa trajetória se inverte: entre 2015 e 2019, há retração no total de estabelecimentos com vínculos formais, que retorna a patamares próximos aos observados em 2013. Esse movimento é compatível com os efeitos da crise econômica iniciada em 2015, que afetou de forma significativa a atividade produtiva e o mercado de trabalho no Brasil.

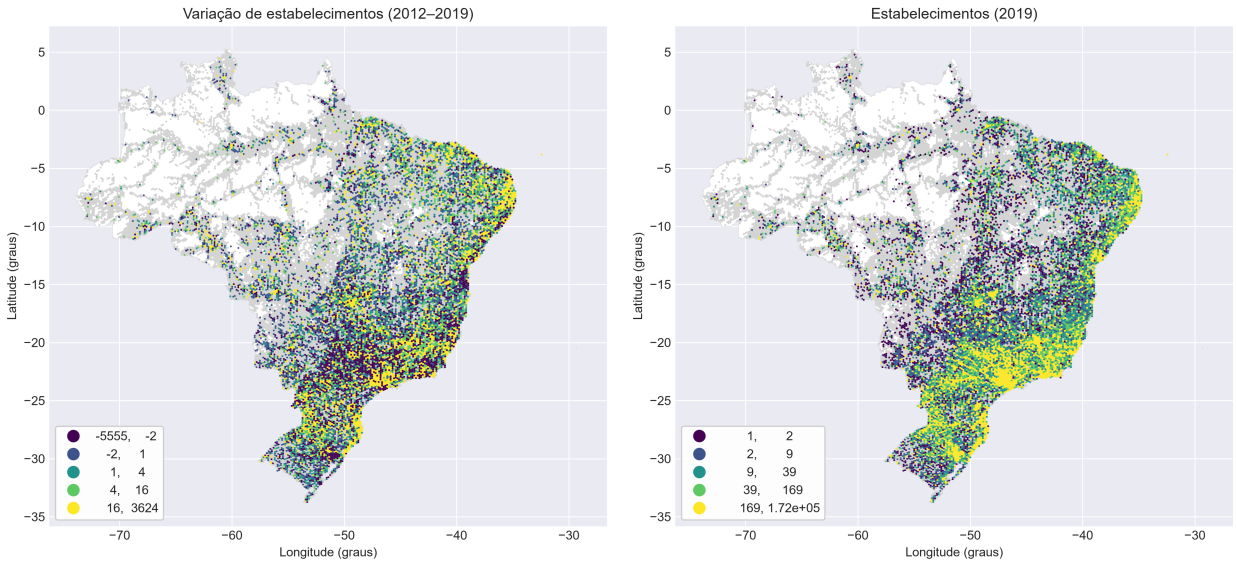
A Figura 5a mostra que o crescimento nacional entre os extremos do período coexistiu com ganhos e perdas locais. Macrovizinhanças nas classes de maior aumento aparecem no litoral do Nordeste e no interior do Sul, enquanto macrovizinhanças nas classes de maior redução aparecem em áreas de São Paulo e do norte do estado do Rio de Janeiro. Essas classes descre-



(a) Variações na Disposição Espacial (2008-2022) **(b)** Disposição Espacial (2022)

Figura 4. Disposição Espacial do Número de Estabelecimentos da Assistência Social Básica

Notas: A figura descreve a evolução no número de estabelecimentos da assistência básica (CRAS e Centros de Convivência) entre 2008 e 2022. Os painéis (a) e (b) apresentam a disposição espacial das mudanças no número de estabelecimentos entre 2008 e 2022 e a quantidade de estabelecimentos em 2022, respectivamente. Nos mapas, o eixo horizontal indica a longitude e o vertical, a latitude, ambas em graus decimais; valores negativos indicam, respectivamente, oeste e sul. As cores representam os intervalos indicados nas legendas. A unidade espacial dos mapas corresponde a macrovizinhanças com população estimada positiva. Os estabelecimentos georreferenciados são contados diretamente em cada macrovizinhança. O cinza-claro indica macrovizinhanças com variação zero no painel (a) e sem estabelecimentos no painel (b); áreas brancas não pertencem à malha populada representada. A restrição populacional é aplicada ao total da macrovizinhança e não implica que toda a sua superfície seja ocupada.



(a) Variações na Disposição Espacial (2012-2019) **(b)** Disposição Espacial (2019)

Figura 5. Disposição Espacial do Número de Estabelecimentos com Empregos Formais

Notas: A figura descreve a evolução no número de estabelecimentos empresariais entre 2012 e 2019. Cada estabelecimento com vínculos formais positivos é contado uma vez, independentemente do número de trabalhadores; os mapas não representam a soma dos postos de trabalho. Os painéis (a) e (b) apresentam a disposição espacial dessas mudanças no período 2012-2019 e a quantidade de estabelecimentos em 2019, respectivamente. Nos mapas, o eixo horizontal indica a longitude e o vertical, a latitude, ambas em graus decimais; valores negativos indicam, respectivamente, oeste e sul. As cores representam os intervalos indicados nas legendas. A unidade espacial dos mapas corresponde a macrovizinhanças com população estimada positiva. Os estabelecimentos georreferenciados são contados diretamente em cada macrovizinhança. O cinza-claro indica macrovizinhanças com variação zero no painel (a) e sem estabelecimentos no painel (b); áreas brancas não pertencem à malha populada representada. A restrição populacional é aplicada ao total da macrovizinhança e não implica que toda a sua superfície seja ocupada.

vem variações por macrovizinhança, sem estabelecer uma ordenação dos totais regionais.

A Figura 5b apresenta a distribuição espacial dos estabelecimentos em 2019, com maior concentração no litoral e nas áreas próximas às capitais. A classe mais elevada reúne macrovizinhanças com contagens muito distintas de estabelecimentos, indicando forte heterogeneidade na oferta de emprego formal principalmente entre as áreas com maior concentração desses estabelecimentos.

5 Proximidade a serviços e emprego

As contagens da seção anterior descrevem a oferta dentro de cada macrovizinhança, mas não informam a distância até os equipamentos localizados em seu interior ou nas macrovizinhanças adjacentes. Nesta seção, definimos uma medida de proximidade e apresentamos sua síntese no Índice de Proximidade a Serviços e Emprego (IPSE), permitindo comparar vizinhanças e macrovizinhanças nas quatro dimensões consideradas, em suas respectivas escalas.

5.1 Definição de Acessibilidade

Relembramos que o processamento inicial dos dados, descrito na Seção 2, gera uma base composta por geometrias (pontos) representativas da infraestrutura de serviços e emprego (dimensões) ao longo dos anos; nomeadamente, escolas, unidades de saúde, equipamentos da assistência social básica e estabelecimentos empresariais (locais de emprego formal). A pergunta subsequente, então, é como mensurar o acesso de cada vizinhança a esses aparelhos?

Nossa abordagem consiste em mensurar indiretamente o acesso a essa infraestrutura por meio da distância mínima média aos equipamentos. Essa medida de acessibilidade possui limitações, uma vez que o acesso efetivo depende de diversos fatores adicionais, tanto associados aos indivíduos quanto aos próprios equipamentos, como disponibilidade de vagas, capacidade de atendimento, condições de mobilidade e padrões reais de uso. Ainda assim, entendemos que a proximidade geográfica constitui uma condição fundamental para o acesso e, portanto, oferece uma aproximação adequada para análises comparativas em escala nacional. Em outras palavras, argumentamos que um indivíduo que reside a 1 km de uma unidade do CRAS possui, em princípio, uma possibilidade de acesso substancialmente maior do que outro que reside a 100 km desse mesmo tipo de equipamento.

Para medir a proximidade, distribuímos uma malha de pontos no interior de cada vizinhança ou macrovizinhança. Para cada dimensão, calculamos a distância de cada ponto ao equipamento mais próximo e utilizamos a média dessas distâncias como medida de proximidade. Formalmente, definimos

$$d_{it}^{k} = \frac{1}{1000\, M_i} \sum_{m=1}^{M_i} \min_{j \in \mathcal{E}_{kt}} \|p_{im} - q_{jt}^{k}\|,$$

onde d_{it}^{k} é a distância mínima média, em quilômetros, da unidade espacial i aos equipamentos da dimensão k no ano t. O termo p_{im} é o ponto m da malha da unidade espacial i, M_i é o número desses pontos e q_{jt}^{k} é a localização do equipamento j no conjunto $\mathcal{E}_{kt}$ considerado para a dimensão k no ano t. As coordenadas são expressas em metros na projeção métrica, e o fator 1000 converte o resultado para quilômetros. Repetimos o cálculo para cada ano, obtendo um painel balanceado de unidades espaciais observadas anualmente.

Na aplicação ao território nacional, utilizamos espaçamento de 1 km para construir a malha interna de pontos. Quando nenhum ponto da malha cai no interior da unidade espacial, utilizamos seu centroide como referência. Essa situação é especialmente relevante nas vizinhanças, cuja área média é inferior a 1 km^2. Nas macrovizinhanças, a maior área permite o uso de vários pontos internos. Em ambas as escalas, as distâncias são euclidianas, não correspondendo a distâncias pela rede viária nem a tempos de viagem.

Na busca do equipamento mais próximo (definição do conjunto $\mathcal{E}_{kt}$), utilizamos as localizações válidas das unidades ativas de cada base anual, inclusive aquelas situadas fora da malha repre-

sentada nos mapas de oferta.[10]

5.2 Metodologia de Agregação

Sintetizamos as quatro dimensões por Análise de Componentes Principais (PCA). A PCA é uma técnica de redução de dimensionalidade que transforma um conjunto de variáveis possivelmente correlacionadas em um novo conjunto de variáveis não correlacionadas entre si, chamadas componentes principais. Cada componente é uma combinação linear das variáveis originais que maximiza a variância explicada de forma hierárquica (a 1ª componente explica o máximo possível, a 2ª explica o máximo do que restou, e assim por diante). O resultado permite a visualização de estruturas (grupos, tendências) em poucas dimensões, facilitando a interpretação e análise dos dados. Veja Greenacre et al. (2022) para a apresentação da técnica.

A PCA é sensível à escala das variáveis de entrada. Nossa especificação principal padroniza cada distância para média zero e variância unitária, evitando que diferenças de variância em quilômetros determinem diretamente a combinação. Na especificação alternativa, o reescalonamento min–max leva cada distância ao intervalo [0,1], igualando suas amplitudes, mas mantendo diferenças de variância. As duas transformações são afins e podem produzir coeficientes e ordenações distintos.

Ao fim desse processo, independentemente do método de reescalonamento das variáveis empregado, seguimos o seguinte procedimento para definir o **Índice de Proximidade a Serviços e Emprego (IPSE)**:

1. Computamos a 1ª componente principal das variáveis reescalonadas;
2. Tomamos o simétrico da variável descrita no passo anterior, de forma que valores baixos (distâncias altas) representem uma desamenidade e vice-versa;[11]
3. Aplicamos uma transformação quantílica uniforme ao escore orientado, obtendo valores no intervalo [0,1] que representam aproximadamente sua posição na distribuição de referência.

Para cada escala, estimamos o índice utilizando conjuntamente os dados de 2012–2019. O reescalonamento das distâncias, a PCA e a transformação quantílica são ajustados uma única vez para todo o período, permitindo comparar os anos com uma referência comum. Como esse procedimento é realizado separadamente nas duas escalas, vizinhanças e macrovizinhanças possuem referências distintas.

Cada observação corresponde a uma unidade espacial em determinado ano e recebe o mesmo peso, independentemente de sua população. Assim, as médias descrevem a proximidade entre as áreas analisadas, sem representar a experiência do residente médio.

Na transformação quantílica, utilizamos até 1.000 quantis, estimados a partir de uma amostra aleatória de até 10.000 observações. Fixamos a semente do sorteio para permitir a reprodução dos resultados.

5.3 Resultados

Proximidades A Tabela 1 apresenta estatísticas descritivas da distância mínima média, em quilômetros, até cada tipo de serviço e emprego, por macrorregião. A amostra contém 2.753.906 vizinhanças, observadas em oito anos, totalizando 22.031.248 observações vizinhança-ano. O número de observações varia de 2,94 milhões no Centro-Oeste a 6,15 milhões no Nordeste.

Quanto à proximidade aos equipamentos educacionais, as distâncias mínimas médias variam de 5,72 km no Sudeste a 16,32 km no Norte, com média nacional de 8,94 km. Os elevados desvios-padrão indicam forte heterogeneidade intrarregional. As distâncias máximas variam de 48,79 km no Sul a 389,85 km no Norte, evidenciando situações de isolamento que não são capturadas pelas médias regionais.

No caso dos equipamentos de assistência social

[10] Por exemplo, uma escola situada fora da malha analisada ainda é considerada na determinação da distância mínima para cada ponto da malha.

[11] Uma desamenidade é uma característica desfavorável de um local. Neste caso, corresponde à maior distância até serviços e empregos, que reduz a proximidade geográfica da vizinhança a essas oportunidades.

Tabela 1. Estatísticas Descritivas sobre a Proximidade a Serviços e Emprego

Distâncias em km	Obs. (N)	Média	DP	Min	25%	50%	75%	Max
Painel A: Educação Básica								
Centro-Oeste	2.939.544	14,94	12,87	0,00	6,06	11,69	20,11	156,39
Nordeste	6.153.128	5,90	5,24	0,00	2,30	4,50	7,92	75,04
Norte	4.009.584	16,32	19,14	0,00	5,83	11,73	20,65	389,85
Sudeste	5.125.784	5,72	4,70	0,00	2,48	4,64	7,56	65,34
Sul	3.803.208	5,77	4,79	0,00	2,56	4,62	7,43	48,79
Brasil	22.031.248	8,94	11,27	0,00	2,95	5,81	10,89	389,85
Painel B: Assistência Social Básica								
Centro-Oeste	2.939.544	75,49	92,21	0,00	12,07	26,04	128,92	404,67
Nordeste	6.153.128	26,50	26,01	0,02	8,10	16,39	36,48	178,22
Norte	4.009.584	30,74	30,02	0,01	12,79	23,12	39,46	448,29
Sudeste	5.125.784	9,77	7,07	0,00	4,78	8,25	12,89	77,51
Sul	3.803.208	9,93	7,96	0,01	4,77	7,94	12,54	89,88
Brasil	22.031.248	27,06	44,11	0,00	6,71	12,80	27,01	448,29
Painel C: Estabelecimentos de Saúde								
Centro-Oeste	2.939.544	17,67	15,82	0,00	7,11	13,73	23,51	182,03
Nordeste	6.153.128	8,15	7,02	0,00	3,51	6,41	10,66	87,55
Norte	4.009.584	19,40	22,91	0,01	7,12	13,65	23,74	398,84
Sudeste	5.125.784	7,32	5,78	0,00	3,34	5,99	9,63	76,32
Sul	3.803.208	6,86	6,00	0,01	3,15	5,40	8,57	61,83
Brasil	22.031.248	11,05	13,56	0,00	3,95	7,37	13,39	398,84
Painel D: Estabelecimentos com Vínculos Formais								
Centro-Oeste	2.939.544	8,25	7,85	0,00	3,07	6,09	10,89	145,62
Nordeste	6.153.128	7,48	6,42	0,00	2,96	5,84	10,10	76,56
Norte	4.009.584	17,08	20,36	0,00	6,10	11,77	20,89	391,61
Sudeste	5.125.784	3,26	2,91	0,00	1,25	2,51	4,39	52,77
Sul	3.803.208	3,65	2,90	0,00	1,52	2,97	5,01	46,15
Brasil	22.031.248	7,69	11,05	0,00	2,17	4,64	9,29	391,61

Notas: A tabela reporta estatísticas descritivas sobre a proximidade a serviços e emprego ao nível da macrorregião em kilometros. A proximidade é definida como a distância mínima média, para cada vizinhança, aos serviços indicados pelos painéis. A distância mínima média é definida conforme indicado na Subseção 5.1. Dados referentes a 2012–2019, restritos a vizinhanças com população estimada positiva. Cada observação é uma vizinhança-ano; as estatísticas não são ponderadas pela população. A amostra contém 2.753.906 vizinhanças e 22.031.248 observações. As distâncias são apresentadas com duas casas decimais em quilômetros; 0,00 pode incluir distâncias positivas inferiores a 0,005 km. Os máximos descrevem extremos e devem ser lidos em conjunto com medianas e quartis.

básica (ASB), a distância média nacional é de 27,06 km, superior às demais dimensões. Entre as macrorregiões, essa média varia de 9,77 km no Sudeste a 75,49 km no Centro-Oeste. A menor capilaridade dessa rede está associada a distâncias mais elevadas, sobretudo fora dos grandes centros urbanos, com ampla heterogeneidade dentro de cada macrorregião.

Para os equipamentos de saúde, a distância média nacional é de 11,05 km. Assim como na educação, Norte e Centro-Oeste apresentam as maiores distâncias médias e desvios-padrão. Essa semelhança regional coexiste com trajetórias nacionais distintas de oferta, pois o número de escolas diminui enquanto o de unidades de saúde aumenta, conforme a Figura 1. As contagens e as distâncias descrevem, portanto, aspectos distintos da distribuição dos equipamentos.

Em relação à proximidade a empregos formais, a média nacional é de 7,69 km, com elevada heterogeneidade espacial. Sul e Sudeste apresentam menores distâncias médias aos estabelecimentos e menores desvios-padrão que as demais macrorregiões. Centro-Oeste e Nordeste ocupam uma posição intermediária, enquanto o Norte registra a maior distância média, de 17,08 km. Esses resultados não estabelecem uma or-

Tabela 2. Coeficientes da Primeira Componente Principal e Variância Explicada

Escala	Reescalonamento	Obs. (N)	ASB	Educação	Saúde	Emprego	Var. explicada
Vizinhanças	Padronização	22.031.248	0,3617	0,5396	0,5561	0,5185	66,75%
Vizinhanças	Min–max	22.031.248	0,9702	0,1335	0,1679	0,1125	81,60%
Macrovizinhanças	Padronização	194.336	0,3992	0,5293	0,5435	0,5149	74,55%
Macrovizinhanças	Min–max	194.336	0,8625	0,2652	0,3462	0,2565	75,68%

Notas: PCA estimada separadamente por escala e método de reescalonamento, sobre as observações anuais das respectivas unidades espaciais com população estimada positiva em 2012–2019. ASB indica assistência social básica. Os coeficientes são os elementos do autovetor normalizado da primeira componente, na ordem das quatro dimensões, antes da inversão de sinal e da transformação quantílica final. Não representam percentuais de contribuição ao IPSE. A variância explicada refere-se às quatro distâncias reescalonadas, e não ao índice após a transformação quantílica.

denação geral da desigualdade entre as quatro dimensões, que depende da medida de dispersão adotada.

Esse exercício também evidencia uma limitação importante da mensuração da acessibilidade exclusivamente por meio da proximidade geográfica. Ao considerar apenas a distância até o serviço essencial mais próximo, a medida não incorpora características da capacidade ou da qualidade da oferta, como o número de vagas escolares, leitos hospitalares, profissionais disponíveis ou postos de trabalho. O uso de matrículas para identificar escolas em funcionamento não equivale a ponderar a acessibilidade pelo número de alunos. A incorporação de medidas de capacidade e qualidade constitui uma agenda relevante para aprimoramentos futuros do IPSE.

Construção do IPSE Apresentados os principais insumos utilizados na construção do IPSE, passamos agora às etapas metodológicas previamente descritas.

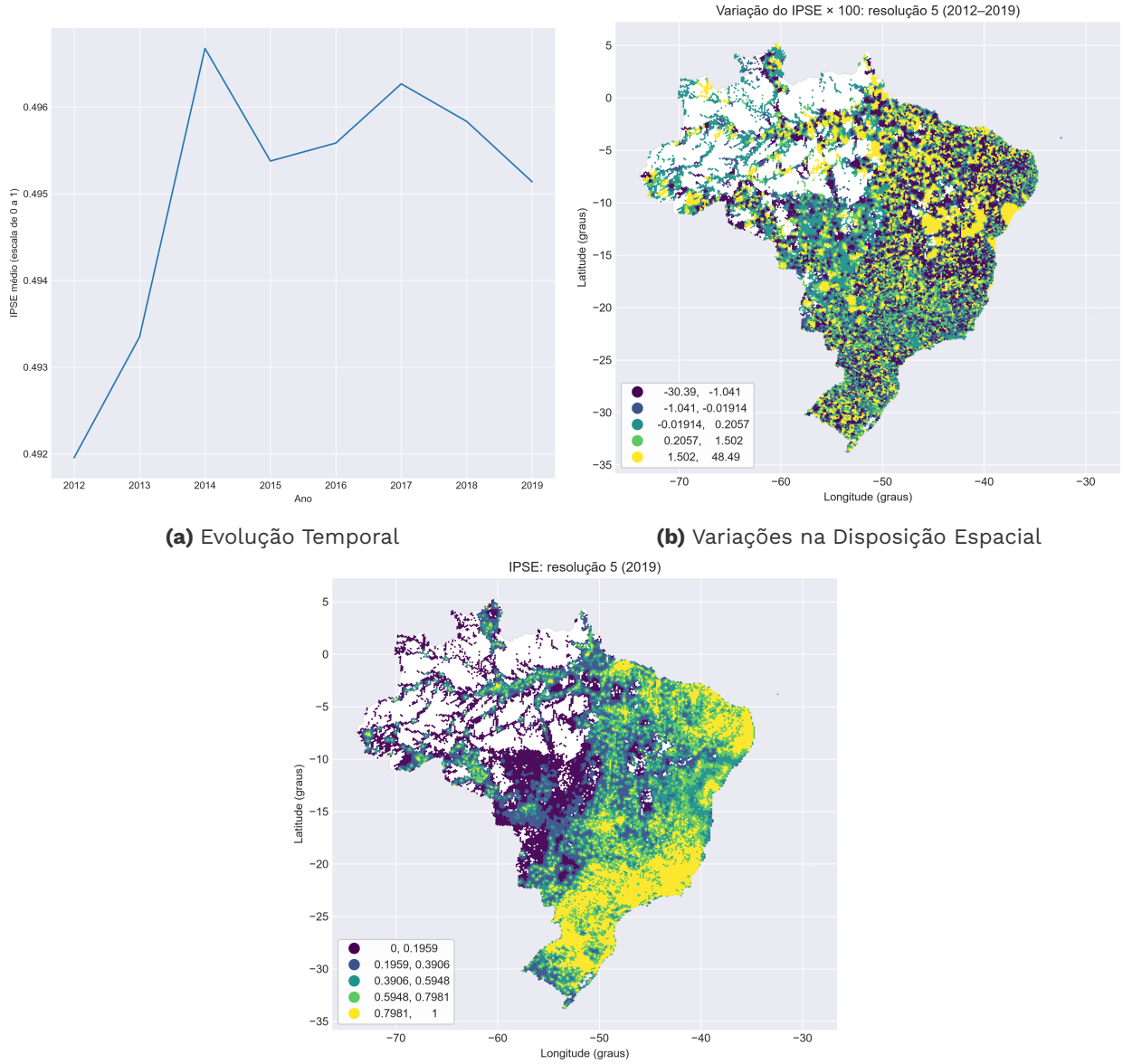
Conforme discutido na Subseção 5.2, a primeira componente principal sintetiza as quatro dimensões de distância reescalonadas. Na escala das vizinhanças, utilizada nas séries e estatísticas descritivas, essa componente explica 66,75% da variância conjunta das distâncias padronizadas e 81,60% quando as distâncias são reescalonadas por min–max. A Tabela 2 apresenta os coeficientes da primeira componente e a variância explicada nas duas escalas.

Na especificação principal das vizinhanças, os coeficientes de saúde, educação e emprego são maiores que o da assistência social básica, respectivamente 0,5561, 0,5396 e 0,5185, em comparação com 0,3617. Na especificação com min–max, o coeficiente da assistência social básica é de 0,9702, enquanto os demais ficam entre 0,1125 e 0,1679. O autovetor dessa especificação é, portanto, mais concentrado no coeficiente de ASB, contraste também observado nas macrovizinhanças. Como os coeficientes se aplicam a variáveis com escalas e variâncias distintas entre especificações, sua magnitude não pode ser comparada diretamente como uma participação na variância ou na composição do IPSE final.

A comparação entre padronização e min–max, apresentada na Figura A.1, mostra que as classificações são semelhantes nos extremos da distribuição, mas diferem em parte das posições intermediárias. A proporção de concordância é de 64% no quintil inferior e de 79% no superior, em comparação com 43% no quintil central, tomando as classes da especificação com padronização como referência.

O IPSE é uma medida relativa de proximidade, sem unidade de medida. Se S denota o escore da primeira componente após a orientação de seu sinal, a transformação final aproxima a função de distribuição acumulada de S na amostra de referência. Assim, um valor de 0,8 indica uma posição próxima ao percentil 80 do escore orientado, e não o dobro do acesso representado por um valor de 0,4. A escala também não indica a proporção de necessidades atendidas. Como a referência reúne os anos de 2012–2019, as diferenças temporais refletem movimentos nessa distribuição conjunta, e não percentis recalculados separadamente em cada ano.

A Figura 6 apresenta a evolução temporal e es-



(a) Evolução Temporal

(b) Variações na Disposição Espacial

(c) Disposição Espacial (2019)

Figura 6. Evolução do IPSE (2012-2019)

Notas: O painel (a) apresenta a média não ponderada do IPSE das vizinhanças com população positiva. Os painéis (b) e (c) usam o IPSE estimado diretamente nas macrovizinhanças, respectivamente a diferença $100 \times (\text{IPSE}_{2019} - \text{IPSE}_{2012})$ e o nível em 2019. Por exemplo, $48,49$ no painel (b) representa uma mudança de $0,4849$ no índice, não uma taxa percentual. Em cada escala, as distâncias são padronizadas e a PCA e a transformação quantílica usam a amostra conjunta de 2012–2019. As referências diferem entre as duas escalas; os mapas não resultam da média dos índices das vizinhanças. Os eixos espaciais indicam longitude e latitude em graus, e as cores correspondem aos intervalos das legendas. Somente vizinhanças e macrovizinhanças com população estimada positiva são representadas.

pacial do IPSE entre 2012 e 2019. Na Figura 6a, a média não ponderada das vizinhanças apresentou pequena elevação entre 2012 e 2019, passando de aproximadamente 0,492 para 0,495, com oscilações e recuo nos dois últimos anos. A amplitude reduzida do eixo vertical acentua visualmente essas variações, que são pequenas diante da escala de zero a um do índice.

Na Figura 6b, apresentamos as diferenças do IPSE estimado diretamente nas macrovizinhanças. O mapa combina ganhos e perdas em diversas regiões, incluindo áreas do Norte e do Nordeste, e não indica uma melhora espacialmente uniforme. As diferenças multiplicadas por 100 variam de aproximadamente $-30,39$ a $48,49$, indicando mudanças expressivas na posição de algumas macrovizinhanças na distribuição de referência do índice.

A Figura 6c apresenta os níveis do IPSE em 2019. Os valores mais elevados de proximidade se concentram no litoral e nos principais aglomerados urbanos.

6 Estudo de Caso: Rio de Janeiro

Ao longo desta nota técnica, empregamos duas unidades espaciais distintas, as macrovizinhanças e as vizinhanças, definidas na Seção 3. As distâncias e o IPSE são estimados separadamente em cada escala. Nesta seção, tomamos a cidade do Rio de Janeiro como estudo de caso para discutir como a unidade espacial de cálculo afeta a leitura das diferenças intramunicipais.

As diferenças estão exemplificadas na Figura 7. No primeiro recorte, selecionamos as vizinhanças atribuídas ao município do Rio de Janeiro. No segundo, exibimos as macrovizinhanças correspondentes na hierarquia H3. De forma importante, os valores do IPSE nas macrovizinhanças são os estimados sobre a geometria completa, inclusive a parcela situada fora do município (no mar, por exemplo). Para facilitar a visualização, aplicamos min–max separadamente aos IPSE de 2019 em cada uma dessas duas escalas. Esse reescalonamento local é apenas gráfico e não substitui a transformação quantílica utilizada na construção nacional do IPSE.

Na Figura 7a, cada macrovizinhança recebe uma única classificação, produzindo um resumo espacial de grandes áreas. A Figura 7b, por outro lado, revela os contrastes dentro desses mesmos contornos, especialmente na porção central e ocidental do recorte. Posto de outra forma, a classificação de uma macrovizinhança não descreve a situação de todas as vizinhanças inseridas em seu interior, mas sim fornece uma visão agregada, potencialmente míope às variações locais.

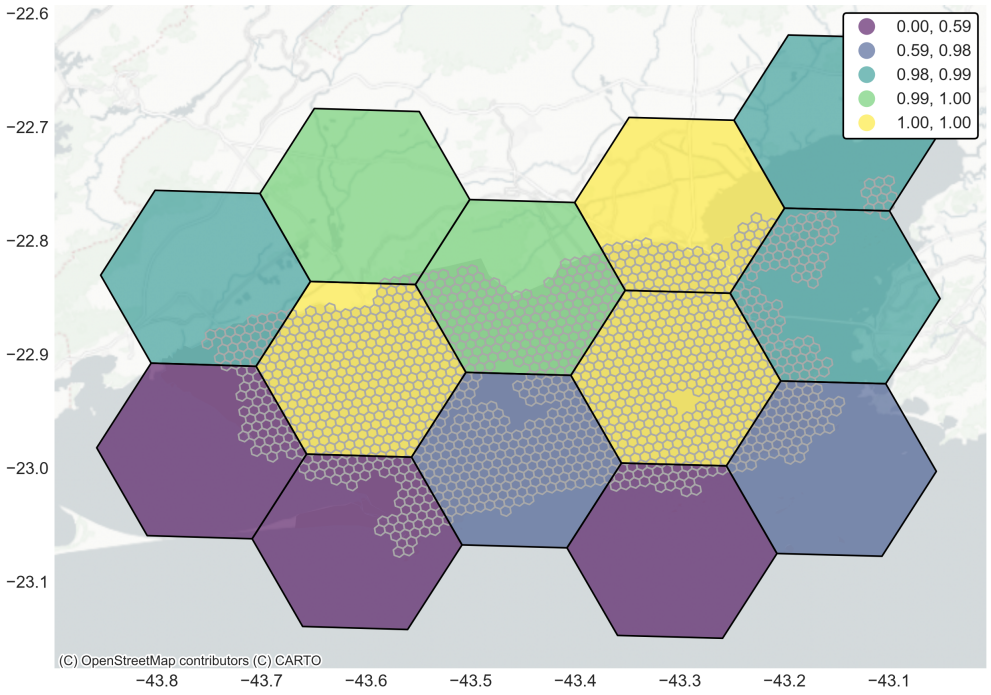
Para o diagnóstico intraurbano, a classificação de uma macrovizinhança deve ser complementada pela leitura das vizinhanças que ela contém. Isso posto, o contraste espacial ajuda a localizar diferenças dentro da área, mas não permite atribuí-las isoladamente à presença de um equipamento específico. Esse ponto é impactado, por exemplo, pela composição dos autovetores apresentados na Subseção 5.3.

7 Conclusão

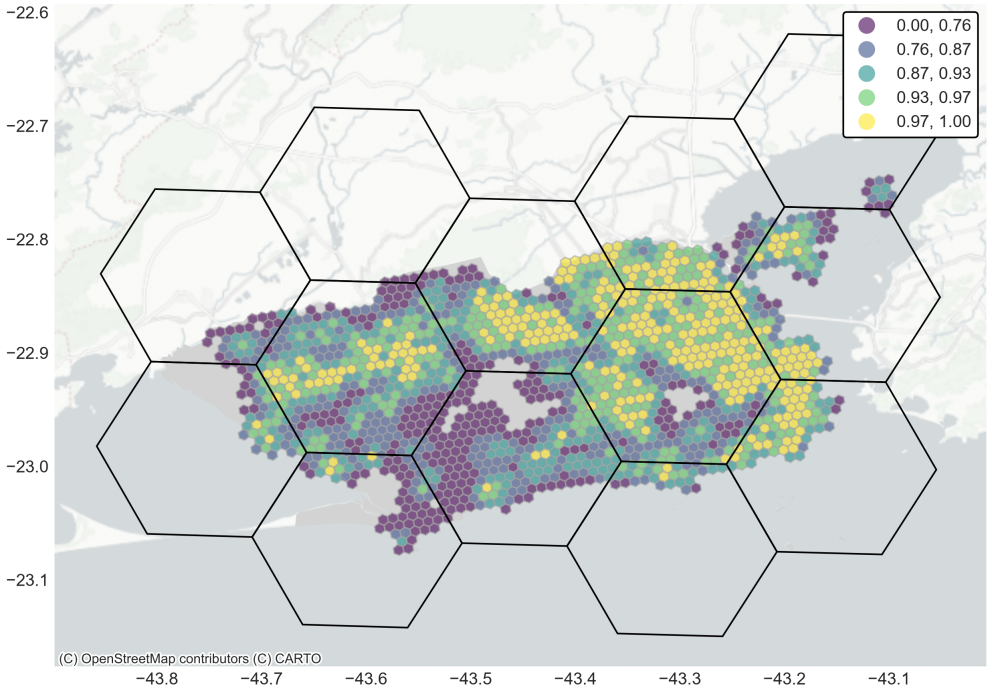
Esta nota técnica mensura a proximidade geográfica a equipamentos de educação, saúde e assistência social básica, e a estabelecimentos com emprego formal em uma malha nacional de vizinhanças e macrovizinhanças. As médias e distribuições de distância revelam diferenças persistentes entre e dentro das macrorregiões, com distâncias especialmente elevadas para a assistência social básica. Na especificação principal do IPSE, a média não ponderada das vizinhanças apresentou pequena elevação com oscilações entre 2012 e 2019. Esse resultado descreve a distribuição entre vizinhanças e não a experiência do residente médio.

O estudo do Rio de Janeiro mostra que a classificação de uma macrovizinhança pode ocultar contrastes entre vizinhanças próximas dentro do mesmo contorno. A análise das vizinhanças acrescenta informação para o diagnóstico intraurbano, embora a comparação entre escalas não isole um efeito de agregação, pois as distâncias, a PCA e a referência quantílica são estimadas separadamente. A leitura em ambas as escalas permite identificar contrastes territoriais, preservando essa distinção metodológica.

Os resultados devem ser interpretados como medidas descritivas de proximidade. As distâncias não incorporam capacidade, qualidade, demanda pelos serviços ou tempo de deslocamento. Além disso, a amostra de todo o período é selecionada pela população alocada de 2022, de modo que não reconstrói a entrada e saída de áreas habitadas entre 2012 e 2019. Incorporar essas dimensões de análise e avaliar a sensibilidade à definição da cobertura são direções para pesquisa futura.



(a) Macrovizinhanças



(b) Vizinhanças

Figura 7. Comparação entre Vizinhanças e Macrovizinhanças

Notas: IPSE de 2019 para as macrovizinhanças (a) e vizinhanças (b) do recorte do Rio de Janeiro. As duas escalas usam modelos estimados separadamente na amostra nacional com população positiva. Aplicamos min–max local a cada recorte apenas para visualização; valores e cores não são diretamente comparáveis em magnitude entre painéis ou com a escala nacional. Os contornos pretos indicam macrovizinhanças, e os cinza, vizinhanças; ambos são restritos a população positiva. Os preenchimentos semitransparentes permitem visualizar o fundo cartográfico e os contornos sobrepostos. Os eixos indicam longitude e latitude em graus. Os limites das classes são arredondados a duas casas decimais; intervalos exibidos como 1,00–1,00 decorrem desse arredondamento e não significam igualdade dos escores.

Citação Sugerida

Chaves Maia, P. H., Pinho Neto, V., Schuabb, V., Tafner, P., & Veloso, F. (2026). *A Evolução do Acesso a Serviços e Emprego das Vizinhanças Brasileiras*. Nota Técnica ImdsNT 002-2026. Rio de Janeiro: Instituto Mobilidade e Desenvolvimento Social

Referências

Belchior, C. A., Gonzaga, G., & Ulyssea, G. (2023). *Unpacking Neighborhood Effects: Experimental Evidence from a Large-Scale Housing Program in Brazil* (Working Paper N. 16113). IZA Discussion Papers.

Britto, D. G. C., Fonseca, A., Pinotti, P., Sampaio, B., & Warwar, L. (2026). Intergenerational Mobility in the Land of Inequality. *The Review of Economics and Statistics*, 1–45.

Chetty, R., & Hendren, N. (2018a). The Impacts of Neighborhoods on Intergenerational Mobility I: Childhood Exposure Effects. *The Quarterly Journal of Economics*, *133*(3), 1107–1162.

— (2018b). The Impacts of Neighborhoods on Intergenerational Mobility II: County-Level Estimates. *The Quarterly Journal of Economics*, *133*(3), 1163–1228.

Deutscher, N. (2020). Place, Peers, and the Teenage Years: Long-Run Neighborhood Effects in Australia. *American Economic Journal: Applied Economics*, *12*(2), 220–249.

Greenacre, M., Groenen, P. J. F., Hastie, T., D'Enza, A. I., Markos, A., & Tuzhilina, E. (2022). Principal component analysis. *Nature Reviews Methods Primers*, *2*(1), 100.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). (2018). *Nota Técnica: Acessibilidade Geográfica dos Municípios* (Nota Técnica). Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Rio de Janeiro.

Instituto Mobilidade e Desenvolvimento Social. (2024). *Diagrama da Assistência Social: Entendendo o Sistema Único de Assistência Social (SUAS)*. Imds. Recuperado junho 11, 2026, de https://imdsbrasil.org/diagrama-da-assistencia-social/

Khavarian-Garmsir, A. R., Sharifi, A., Hajian Hossein Abadi, M., & Moradi, Z. (2023). From Garden City to 15-Minute City: A Historical Perspective and Critical Assessment. *Land*, *12*(2), 512.

Khavarian-Garmsir, A. R., Sharifi, A., & Sadeghi, A. (2023). The 15-minute city: Urban planning and design efforts toward creating sustainable neighborhoods. *Cities*, *132*, 104101.

Monteiro, J., & Rocha, R. (2017). Drug Battles and School Achievement: Evidence from Rio de Janeiro's Favelas. *The Review of Economics and Statistics*, *99*(2), 213–228.

Pereira, R. H. M., & Herszenhut, D. (2025). *geocodebr: Geolocalização de Endereços Brasileiros*. Versão v0.1.0.

Pereira, R. H. M., Herszenhut, D., Braga, C. K. V., Bazzo, J. P., Oliveira, J. L. A., Parga, J. P., Saraiva, M., Silva, L. P., Tomasiello, D. B., & Warwar, L. (2022). Distribuição espacial de características sociodemográficas e localização de empregos e serviços públicos das vinte maiores cidades do Brasil. *Texto para Discussão IPEA*, *2772*, 1–26.

Pereira, R. H. M., Braga, C. K. V., Herszenhut, D., Saraiva, M., & Tomasiello, D. B. (2022). Estimativas de acessibilidade a empregos e serviços públicos via transporte ativo, público e privado nas vinte maiores cidades do Brasil no período 2017-2019. *Texto para Discussão IPEA*, *2800*, 1–36.

Rhoads, D., Solé-Ribalta, A., & Borge-Holthoefer, J. (2023). The inclusive 15-minute city: Walkability analysis with sidewalk networks. *Computers, Environment and Urban Systems*, *100*, 101936.

Riva, F. (2023). *O Processo de Implementação dos Centros de Referência em Assistência Social (CRAS) nos Municípios Brasileiros: Uma Análise a Partir do Censo SUAS de 2007 a 2022* (Nota Técnica

N. ImdsNT002-2023). Instituto Mobilidade e Desenvolvimento Social. Rio de Janeiro.

Travitzki, R. (2024). Universalização do ensino médio e abandono escolar: o que dizem os dados de 2022. *Estudos em Avaliação Educacional*, *35*, Artigo e10907.

A Figuras Complementares

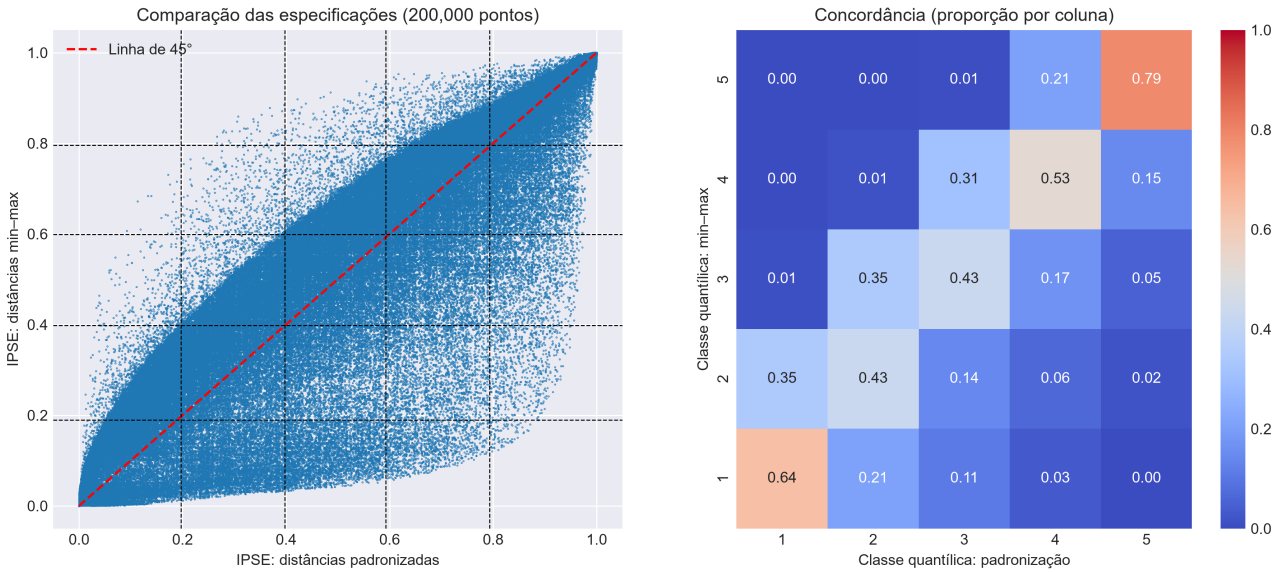


Figura A.1. Diferença de Classificação entre as Metodologias de Reescalonamento

Notas: Comparação das especificações com distâncias padronizadas e reescalonadas por min–max, ambas seguidas de PCA e transformação quantílica. A referência reúne vizinhanças com população positiva em 2012–2019. O gráfico de dispersão exibe uma amostra de 200.000 observações; as linhas pretas indicam os limites dos quintis calculados sobre a amostra completa. A matriz utiliza todas as observações elegíveis e reporta proporções por coluna, tomando como referência as classes da especificação com padronização. As classes vão de 1 (menor proximidade) a 5 (maior proximidade).