

Existe relação entre renda e preferência por áreas verdes? Testando a hipótese da “biofilia”.

Rodrigo de Loyola Dias, Lucas Resende de Carvalho, Edson Paulo Domingues

FACE/UFMG

Resumo (até 100 palavras)

Biofilia é “o forte desejo de se afiliar a outras formas de vida”. Estudos mostram relação entre áreas verdes e saúde, sugerindo que famílias ricas morarão em regiões arborizadas. Realizamos análises por setor censitário em oito capitais – Belo Horizonte, Brasília, Cuiabá, Curitiba, Manaus, Porto Alegre, Rio de Janeiro e São Paulo – e municípios do entorno. Áreas verdes foram observadas por imagens Landsat. Diferentes análises incluíram o uso de *buffers* ao redor dos setores, o tratamento de corpos d’água como “área verde” e a divisão das capitais por setores. A biofilia foi observada em todas as capitais, com exceção de Cuiabá.

Palavras-chave (3 a 5)

meio ambiente; conservação; direitos humanos; áreas verdes; justiça ambiental

Área temática: Economia (economia do meio ambiente)

Financiamento/Apoio: Bolsa PET

Introdução

O grande biólogo Edward Wilson definiu o conceito de *biofilia* como “o forte desejo de se afiliar a outras formas de vida” (Wilson 1984). É através desse instinto que valorizamos longas caminhadas fora da cidade, em busca de paisagens naturais e contato com plantas e animais selvagens. É ele que nos faz viajar longas distâncias para relaxar na beira do mar, nos faz pagar ingressos em zoológicos, jardins botânicos e museus de história natural, nos faz criar animais e plantas de estimação mesmo em exíguos apartamentos, e nos faz valorizar terrenos perto de praças e parques.

De uma espécie em constante contato com a natureza, nos tornamos seres cada vez mais urbanos, e assim cada vez mais isolados de outras formas de vida. Por isso tendemos a valorizar até as menores áreas verdes que pontuam nossas ilhas de concreto. Cada árvore em cada rua e quintal conta. A biodiversidade – as incontáveis espécies que habitam nosso planeta – precisa dessas manchas de clorofila para sobreviver. E nós precisamos da biodiversidade que, por sua vez, é proporcional ao número e tamanho dos fragmentos remanescentes de vegetação.

Como as pedras pelas quais pulamos para atravessar um rio (em inglês, *stepping stones* – Baum et al. 2004) as manchas de vegetação permitem aos organismos se locomover através da malha urbana, colonizando e recolonizando manchas vizinhas, mantendo assim o número de espécies presentes (o que ecólogos chamam *riqueza* de espécies, em oposição à *diversidade* de espécies, que considera não apenas seu número mas também sua abundância relativa). A riqueza e a diversidade de espécies são elementos-chave para a qualidade ambiental e dos serviços prestados pelos ecossistemas (Pianka 2011).

Além da proximidade e interconexão entre os fragmentos, é bem documentado o efeito do tamanho de um fragmento de vegetação sobre o número de espécies presente: quanto maior o fragmento (ou “ilha”), mais espécies conseguem manter ali populações viáveis — o postulado central da *teoria de biogeografia de ilhas*, de MacArthur e Wilson (1967).

Considerando o avanço desordenado e mal planejado da urbanização pelo mundo (talvez acelerado nos países capitalistas pelo medo de uma revolução camponesa à chinesa?), e considerando a concomitante redução dos ambientes naturais, é cada vez mais importante entendermos como os

ambientes urbanos, bem como as áreas verdes em seu interior, afetam nosso desenvolvimento, nossa saúde e nosso *bem-estar* (suposto *pilar* da economia utilitarista moderna).

Vários estudos mostram como a proximidade de áreas verdes afeta positivamente a saúde física e mental de adultos, bem como diferentes aspectos do desenvolvimento infanto-juvenil. Lederbogen et al. (2011) mostraram alguns dos mecanismos pelos quais a vida em ambientes urbanos afetam negativamente nossa saúde mental. Kardan et al. (2015) mostraram que um aumento no número de árvores por quarteirão causa um impacto positivo, em média, sobre a percepção da própria saúde e sobre a condição cardio-metabólica, equivalentes a um aumento considerável de renda ou uma redução significativa na idade. Kühn et al. (2017) mostraram uma correlação positiva entre proximidade de áreas verdes e variáveis de saúde mental. Bratman et al. (2019) reuniram várias evidências de estudos experimentais mostrando que a exposição à natureza melhora as emoções humanas no curto prazo. O'Regan et al. (2021) encontraram uma relação positiva entre áreas verdes (vistas por imagens do Google Street View) e avaliações subjetivas de saúde “boa ou muito boa”, além de níveis maiores de educação e renda, em três cidades na Irlanda.

Hu et al. (2008) identificaram maiores riscos de morte por derrame cerebral em regiões com menor renda e pouco acesso a áreas verdes, nos EUA. Crouse et al. (2017) observaram no Canadá uma redução significativa nos riscos de mortalidade em geral (talvez mera consequência da renda) associada ao aumento do verde ao redor das residências. Brown et al. (2018) descreveram um efeito positivo entre áreas verdes e saúde mental nos EUA, com o aumento do verde relacionado a reduções nos riscos de desenvolvimento de Alzheimer e depressão, especialmente em vizinhanças mais pobres, dadas as melhores oportunidades para atividade física, interação social e mitigação do estresse. Huang et al. (2019) observaram áreas verdes relacionadas a menores riscos de obesidade, especialmente entre pessoas mais pobres, na China. Iyer et al. (2022) observaram que a presença de áreas verdes nas vizinhanças da residência reduziram marcadores de inflamações (associados a diversas doenças) em mulheres, mas não em homens, nos EUA (os homens passavam mais tempo fora de casa?).

Dadvand et al. (2015) mostraram uma associação benéfica entre a exposição a espaços verdes e o desenvolvimento cognitivo infantil, parcialmente mediada pela redução da exposição à poluição do ar. MacNaughton et al. (2017) encontraram nos EUA uma associação significativa entre um aumento de áreas verdes perto de escolas e uma queda nos níveis de absenteísmo crônico (associado com pior desempenho acadêmico e maior atrito nas escolas). Engemann et al. (2019) mostraram que

espaço verde residencial durante a infância está associado a menor risco de transtornos psiquiátricos da adolescência à idade adulta.

Assim, as conexões causais entre a simples presença de áreas verdes e seus efeitos sobre a saúde física e mental são variadas e possivelmente sinérgicas. Uma relação entre áreas verdes e renda é, portanto, esperada.

Correlações positivas entre renda e área verde foram observadas por Pham et al. (2012) no Canadá, Azevedo et al. (2016) na Inglaterra, Markevych et al. (2017) em algumas regiões da Alemanha, Persson et al. (2018) em certos tipos de áreas na Suécia, la Barrera et al. (2019) no Chile, Venter et al. (2020) na África do Sul, Heynen et al. (2006), Landry & Chakraborty (2009), Jenerette et al. (2013) e Casey et al. (2017) nos EUA.

No Brasil, Hildebrand et al. (2002) usou o método de Valoração Contingente (VC) ou Disposição a Pagar (DAP) para mostrar que a população estaria disposta a pagar para manter as áreas verdes em Curitiba/PR, mesma capital onde Viezzer et al. (2022) mostraram o recorte social na distribuição de áreas verdes favorecendo os mais ricos. No Rio de Janeiro/RJ, dos Santos et al. (2010) encontraram mais árvores, em média, nas vizinhanças mais ricas. Duarte et al. (2017) mostraram uma relação positiva entre percentual de arborização e variáveis socioeconômicas (faixa de renda e condições da moradia), usando dados do IBGE. Arantes et al. (2021) mostraram, em setores mais urbanizados de São Paulo/SP, uma distribuição desigual da floresta urbana que favorece os bairros mais ricos; já na cidade como um todo foi observado o efeito oposto, com forte influência das florestas remanescentes nas regiões periféricas, onde vive a população de baixa renda. Hetrick et al. (2013) também mostrou o efeito oposto: uma redução na área verde relacionada ao aumento da renda em Altamira/PA.

Há um corpo crescente de evidências mostrando melhoras na saúde e qualidade de vida relacionadas ao contato com ambientes naturais, assim como relações (às vezes incongruentes) entre renda e áreas verdes, corroborando parcialmente a hipótese da biofilia. Assim esperamos que, na maioria dos casos, famílias com maior poder aquisitivo escolham morar em regiões com mais área verde, seja na vizinhança de praças e parques, seja na arborização pública ou de seus próprios quintais e condomínios.

Justificativa

Além dos esforços de biólogos, ecólogos e outros profissionais pela conservação ambiental, acreditamos que a participação das ciências econômicas também é fundamental, uma vez que a economia é central no desenvolvimento das sociedades, seja no capitalismo, seja em outros sistemas econômicos. Se pudermos mostrar que os mais ricos realmente dão valor às áreas verdes, e quais fatores influenciam essa valoração, então as políticas públicas que buscam reduzir as desigualdades sociais poderão priorizar a conservação de áreas verdes, tanto em áreas urbanas quanto fora delas.

Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é descrever a relação entre renda média das famílias e índice de vegetação nos setores censitários urbanos do IBGE, em diferentes regiões do Brasil. Esperamos encontrar uma relação positiva entre as duas variáveis.

São objetivos secundários:

- investigar fatores que interferem na relação principal (amenidades urbanas, grau de edificação, regiões de influência dos municípios, bioma, latitude, clima, etc);
- identificar municípios e grupos de municípios onde a relação principal é e não é observada, e tentar explicar as razões dessa diferença.

Material e Métodos

Para medir a renda por setor censitário, usamos a coluna V007 do Arquivo Básico do Censo IBGE de 2010: Valor do rendimento nominal médio mensal das pessoas responsáveis por domicílios particulares permanentes (com rendimento).

Uma vez que regiões periféricas (de baixa renda média) costumam apresentar maiores quantidades de áreas verdes, é preciso controlar por esse fator, de forma que reste aos “ricos” escolherem entre vizinhanças com e sem áreas verdes, mas igualmente afluentes (próximas do centro da cidade, ou de amenidades importantes, como a UFMG em Belo Horizonte). Para isso escolhemos as seguintes variáveis:

- densidade em habitantes/hectare
- porcentagem de domicílios particulares permanentes com 1 banheiro de uso exclusivo dos moradores
- porcentagem de domicílios particulares permanentes sem banheiro de uso exclusivo dos moradores
- porcentagem de domicílios particulares permanentes com iluminação pública
- porcentagem de domicílios particulares permanentes com pavimentação
- porcentagem de domicílios particulares permanentes com arborização
- porcentagem de domicílios particulares permanentes com esgoto a céu aberto
- porcentagem de domicílios particulares permanentes com lixo acumulado nos logradouros

Para a análise da vegetação, foram usadas imagens Landsat-8 (INPE 2023), com resolução espacial de 30 metros, e o mínimo possível de nuvens. Calculamos o índice NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), segundo a fórmula proposta por Rouse *et al.* (1974):

$$\frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (1)$$

onde NIR representa a camada Infravermelho Próximo, e Red representa a camada Vermelho das imagens Landsat 8 (bandas 5 e 4, respectivamente). Na análise onde corpos d'água foram tratados como áreas verdes, utilizou-se o ponto de corte $[(2^{16} - 1) \times 0,128]$, com pontos abaixo desse limiar sendo tratados como água (Mondejar & Tongco 2019), e recebendo o valor máximo do índice NDVI daquela imagem.

Além de algumas capitais, estudamos também as cidades próximas, seguindo dois critérios: 1) um grupo de todos os municípios que aparecem na mesma imagem de satélite (mesmo ponto e mesma órbita), e 2) um grupo que inclui todos os municípios dos chamados *Arranjos Populacionais* do REGIC 2018 (IBGE 2020). No primeiro caso, os municípios só foram incluídos se tivessem um número suficiente de setores censitários urbanos para permitir a regressão linear com todas as variáveis dependentes (ou seja, igual ao número de variáveis + 1).

UF	Capital	Grupo	REGIC
AM	Manaus	Anamã, Caapiranga, Careiro, Careiro da Várzea, Iranduba, Manacapuru, Manaquiri, Manaus, Novo Airão	
DF	Brasília		
MG	Belo Horizonte	Alfredo Vasconcelos, Barão de Cocais, Belo Horizonte, Belo Vale, Betim, Bom Jesus do Amparo, Bonfim, Brumadinho, Cachoeira da Prata, Caeté, Camacho, Capela Nova, Capim Branco, Caranaíba, Carandaí, Carmo da Mata, Carmo do Cajuru, Carmópolis de Minas, Casa Grande, Cláudio, Conceição do Pará, Confins, Congonhas, Conselheiro Lafaiete, Contagem, Coronel Xavier Chaves, Cristiano Otoni, Crucilândia, Desterro de Entre Rios, Divinópolis, Dolores de Campos, Entre Rios de Minas, Esmeraldas, Florestal, Fortuna de Minas, Ibirité, Igarapé, Igaratinga, Inhaúma, Itabirito, Itaguara, Itatiaiuçu, Itaúna, Itaverava, Jeceaba, Nova União, Juatuba, Lagoa Dourada, Lagoa Santa, Maravilhas, Mário Campos, Mateus Leme, Matozinhos, Moeda, Nova Lima, Nova Serrana, Oliveira, Onça de Pitangui, Ouro Branco, Ouro Preto, Pará de Minas, Passa Tempo, Pedro Leopoldo, Pequi, Perdígão, Piedade dos Gerais, Piracema, Pitangui, Prudente de Moraes, Queluzito, Raposos, Resende Costa, Ressaquinha, Ribeirão das Neves, Rio Acima, Rio Manso, Ritópolis, Sabará, Santa Luzia, Santana do Jacaré, Santana dos Montes, São Brás do Suaçuí, São Francisco de Paula, São Gonçalo do Pará, São Joaquim de Bicas, São José da Lapa, São José da Varginha, São Sebastião do Oeste, Sarzedo, Taquaraçu de Minas, Vespasiano	Belo Horizonte, Betim, Brumadinho, Caeté, Confins, Contagem, Esmeraldas, Ibirité, Igarapé, Juatuba, Lagoa Santa, Mário Campos, Nova Lima, Pedro Leopoldo, Raposos, Ribeirão das Neves, Rio Acima, Sabará, Santa Luzia, São Joaquim de Bicas, São José da Lapa, Sarzedo, Vespasiano
MT	Cuiabá	Barão de Melgaço, Campo Verde, Chapada dos Guimarães, Cuiabá, Dom Aquino, Jaciara, Juscimeira, Nossa Senhora do Livramento, São Pedro da Cipa, Santo Antônio do Leverger, Várzea Grande	Cuiabá, Várzea Grande
PR	Curitiba	Agudos do Sul, Almirante Tamandaré, Antonina, Araucária, Colombo,	Almirante Tamandaré, Araucária, Balsa Nova, Bocaiúva do Sul,

		Contenda, Curitiba, Fazenda Rio Grande, Guaratuba, Mandirituba, Matinhos, Morretes, Piên, Pinhais, Piraquara, Quatro Barras, Quitandinha, São José dos Pinhais, Tijucas do Sul	Campina Grande do Sul, Campo Largo, Campo Magro, Colombo, Contenda, Curitiba, Fazenda Rio Grande, Itaperuçu, Mandirituba, Pinhais, Piraquara, Quatro Barras, Rio Branco do Sul, São José dos Pinhais
RJ	Rio de Janeiro	Barra do Piraí, Belford Roxo, Cachoeiras de Macacu, Duque de Caxias, Engenheiro Paulo de Frontin, Guapimirim, Itaboraí, Itaguaí, Japeri, Magé, Mangaratiba, Maricá, Mendes, Mesquita, Miguel Pereira, Nilópolis, Niterói, Nova Iguaçu, Paracambi, Paty do Alferes, Pinheiral, Piraí, Queimados, Rio Bonito, Rio Claro, Rio de Janeiro, São Gonçalo, São João de Meriti, Seropédica, Tanguá, Vassouras, Volta Redonda	Belford Roxo, Duque de Caxias, Guapimirim, Itaboraí, Itaguaí, Japeri, Magé, Mangaratiba, Maricá, Mesquita, Nilópolis, Niterói, Nova Iguaçu, Paracambi, Queimados, Rio de Janeiro, São Gonçalo, São João de Meriti, Saquarema, Seropédica, Tanguá
RS	Porto Alegre	Alvorada, Cachoeirinha, Camaquã, Campo Bom, Canoas, Estância Velha, Esteio, Gravataí, Guaíba, Lajeado, Montenegro, Novo Hamburgo, Parobé, Porto Alegre, São Leopoldo, Sapiranga, Sapucaia do Sul, Taquara, Viamão	Alvorada, Araricá, Cachoeirinha, Campo Bom, Canoas, Capela de Santana, Dois Irmãos, Eldorado do Sul, Estância Velha, Esteio, Glorinha, Gravataí, Guaíba, Ivoti, Lindolfo Collor, Morro Reuter, Nova Hartz, Nova Santa Rita, Novo Hamburgo, Picada Café, Portão, Porto Alegre, Presidente Lucena, São José do Hortêncio, São Leopoldo, São Sebastião do Caí, Sapiranga, Sapucaia do Sul, Viamão
SP	São Paulo	Águas de Lindóia, Alumínio, Amparo, Araçariguama, Artur Nogueira, Arujá, Atibaia, Barueri, Bertioga, Biritiba-Mirim, Bom Jesus dos Perdões, Bragança Paulista, Cabreúva, Caçapava, Cachoeira de Minas, Caieiras, Cajamar, Campinas, Campo Limpo Paulista, Carapicuíba, Conchal, Cosmópolis, Cotia, Cubatão, Diadema, Embu das Artes, Engenheiro Coelho, Estiva Gerbi, Ferraz de Vasconcelos, Francisco Morato, Franco da Rocha, Guararema, Guarujá, Guarulhos, Holambra, Hortolândia, Igaratá, Indaiatuba, Itapecerica da Serra, Itapevi, Itapira, Itaquaquecetuba, Itatiba, Itu, Itupeva, Jacareí, Jaguariúna, Jambeiro, Jandira, Jarinu, Joanópolis, Jundiaí, Lindóia, Louveira, Mairinque, Mairiporã, Mauá,	Arujá, Barueri, Biritiba-Mirim, Caieiras, Cajamar, Carapicuíba, Cotia, Diadema, Embu, Embu-Guaçu, Ferraz de Vasconcelos, Francisco Morato, Franco da Rocha, Guarulhos, Itapecerica da Serra, Itapevi, Itaquaquecetuba, Jandira, Mairiporã, Mauá, Mogi das Cruzes, Osasco, Pirapora do Bom Jesus, Poá, Ribeirão Pires, Rio Grande da Serra, Salesópolis, Santa Isabel, Santana de Parnaíba, Santo André, São Bernardo do Campo, São Caetano do Sul, São Lourenço da Serra, São Paulo, Suzano, Taboão da Serra, Vargem Grande Paulista

	<p>Mogi das Cruzes, Mogi Mirim, Monte Alegre do Sul, Monte Mor, Monteiro Lobato, Morungaba, Nazaré Paulista, Nova Odessa, Osasco, Paulínia, Pedra Bela, Pedreira, Pinhalzinho, Piracaia, Pirapora do Bom Jesus, Poá, Ribeirão Pires, Rio Grande da Serra, Salesópolis, Salto, Santa Branca, Santa Isabel, Santana de Parnaíba, Santo André, Santo Antônio de Posse, Santo Antônio do Pinhal, Santos, São Bento do Sapucaí, São Bernardo do Campo, São Caetano do Sul, São José dos Campos, São Roque, Serra Negra, Socorro, Sumaré, Suzano, Taboão da Serra, Tuiuti, Valinhos, Vargem, Vargem Grande Paulista, Várzea Paulista, Vinhedo, Votorantim</p>	
--	---	--

Tabela 1. Capitais brasileiras usadas nas análises, grupos de cidades que aparecem na mesma imagem Landsat, e municípios que compõem o Arranjo Populacional do REGIC/IBGE.

Gostaríamos de incluir capitais litorâneas, especialmente da região Nordeste, mas a abundância de nuvens ao longo de todo o ano se mostrou um impedimento. Também evitamos capitais que se apresentavam distribuídas ao longo de mais de uma imagem Landsat, dado o pouco tempo disponível para realizar o trabalho.

Como as áreas verdes fornecem serviços ecossistêmicos (como regulação do clima e enriquecimento paisagístico) mesmo a uma certa distância, fizemos testes não apenas com o recorte do setor censitário do IBGE, mas também com *buffers* que ampliam os limites do setor em 100, 200, 300, 400 e 500 metros.

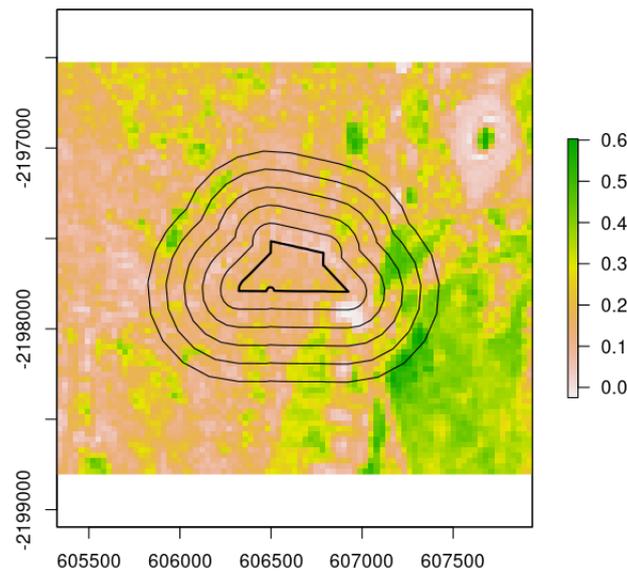


Figura 1. *Buffers* incrementais de 100 metros ao redor de um setor censitário.

A imagem acima mostra o índice NDVI aplicado à imagem Landsat que inclui o município de Belo Horizonte. Números maiores (mais perto de 0,6) indicam uma vegetação mais densa e mais verde (mais rica em clorofila). Para efeito de ilustração, foi escolhido um setor censitário do bairro Ouro Preto (linha grossa, ao centro). A grande mancha verde à direita representa a Estação Ecológica da UFMG. O Mineirão pode ser visto no canto superior direito, com o gramado do campo em verde, e a área externa impermeabilizada formando um losango rosado. Linhas ao redor do setor censitário mostram buffers sucessivos, entre 100 e 500 metros.

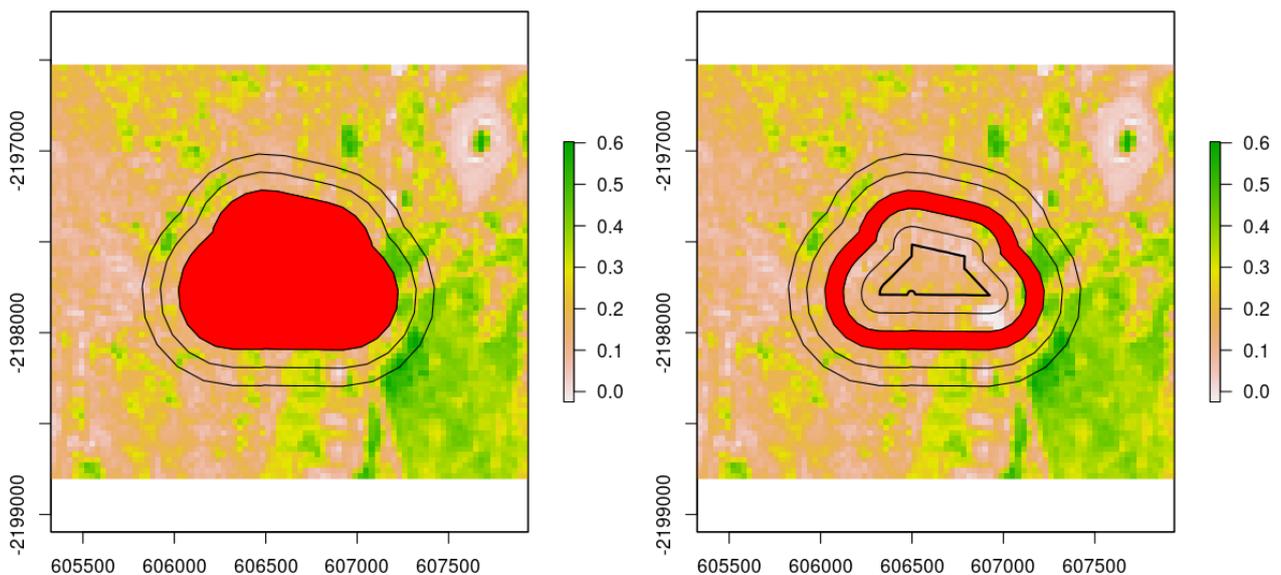


Figura 2. Tipos de *buffers* usados nas análises: “buffer cheio” à esquerda e “buffer em anel” à direita.

Cada buffer foi analisado de duas formas, cheio ou vazado. A imagem acima mostra a diferença. Para cada polígono analisado (setor censitário ou buffer), foi calculada a média aritmética dos pixels NDVI cujo centro caía dentro do polígono (em vermelho na imagem).

Foram feitas as seguintes análises, usando a função `lm` (*linear model*, ou regressão linear) no R:

1. Foi analisada apenas a relação entre renda e vegetação (NDVI).

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI} \quad (2)$$

2. Cada buffer foi incluído na forma vazada (imagem acima, à direita), junto com o setor censitário (setor + 5 buffers).

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI} + \text{NDVI100} + \text{NDVI200} + \text{NDVI300} + \text{NDVI400} + \text{NDVI500} + \text{dens} + \text{banh1} + \text{banh0} + \text{ilum} + \text{pavim} + \text{arbor} + \text{esgot} + \text{lixo} \quad (3)$$

3. Cada buffer foi incluído na forma cheia (imagem acima, à esquerda), mas foi rodada uma análise para o setor e outra separada para cada buffer (6 análises ao todo).

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI} + \text{dens} + \text{banh1} + \text{banh0} + \text{ilum} + \text{pavim} + \text{arbor} + \text{esgot} + \text{lixo} \quad (4)$$

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI100} + \text{dens} + \text{banh1} + \text{banh0} + \text{ilum} + \text{pavim} + \text{arbor} + \text{esgot} + \text{lixo} \quad (5)$$

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI200} + \text{dens} + \text{banh1} + \text{banh0} + \text{ilum} + \text{pavim} + \text{arbor} + \text{esgot} + \text{lixo} \quad (6)$$

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI300} + \text{dens} + \text{banh1} + \text{banh0} + \text{ilum} + \text{pavim} + \text{arbor} + \text{esgot} + \text{lixo} \quad (7)$$

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI400} + \text{dens} + \text{banh1} + \text{banh0} + \text{ilum} + \text{pavim} + \text{arbor} + \text{esgot} + \text{lixo} \quad (8)$$

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI500} + \text{dens} + \text{banh1} + \text{banh0} + \text{ilum} + \text{pavim} + \text{arbor} + \text{esgot} + \text{lixo} \quad (9)$$

4. Todos os municípios que fazem parte do grupo REGIC foram analisadas de uma só vez, sem buffers.

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI} + \text{dens} + \text{banh1} + \text{banh0} + \text{ilum} + \text{pavim} + \text{arbor} + \text{esgot} + \text{lixo} \quad (10)$$

5. Apenas as divisões internas das capitais foram analisadas separadamente (como se cada uma fosse um município), também sem buffers.

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI} + \text{dens} + \text{banh1} + \text{banh0} + \text{ilum} + \text{pavim} + \text{arbor} + \text{esgot} + \text{lixo} \quad (11)$$

6. Como a análise 3, mas o NDVI foi atualizado para o seu valor máximo onde a banda NIR acusava a presença de água.

7. Como a análise 3, mas usando apenas *banh1* como controlador de renda.

$$\text{rendaLog} \sim \text{NDVI} + \text{banh1} \quad (12)$$

As variáveis independentes foram todas normalizadas entre 0 e 1 antes das regressões.

Todas as análises e processamento de dados e imagens de satélite foram feitas no software R (CRAN 2023), com apoio eventual do software QGIS (QGIS 2023).

Resultados

Os resultados das análises podem ser observados em <http://biodiversus.com.br/biofilia/>. No menu à esquerda, as seções Resumos e Buffers trazem gráficos de algumas das análises realizadas. Por terem sido feitos em uma etapa anterior do trabalho, a Análise 6 está representada como *dados7*.

Análises 2

As análises 2 aparecem no menu lateral do site como *Aneis simultâneos*. Esta análise incluiu as capitais Belo Horizonte, Brasília, Cuiabá, Curitiba, Manaus, Porto Alegre, Rio de Janeiro e São Paulo, e as cidades que formam os respectivos grupos. Os valores de NDVI do setor e dos *buffers* apresentaram considerável correlação (figura 3).

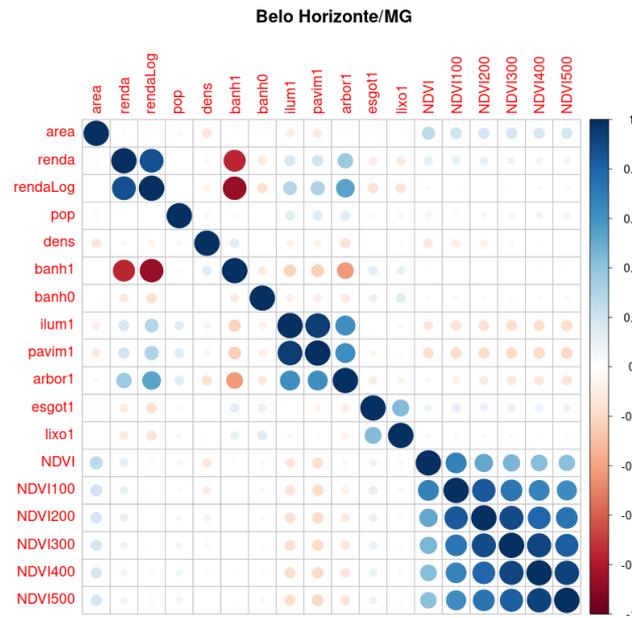


Figura 3. Correlação entre as variáveis de Belo Horizonte/MG com *buffers* em anel.

Os coeficientes na tabela 2 abaixo, da cidade de Belo Horizonte, mostram como o NDVI dos *buffers* (como anéis) foram geralmente menos significativos que o NDVI do próprio setor censitário. Assim, a tabela 3 mostra os coeficientes apenas dos setores censitários, para as diferentes capitais

	Estimate	p
NDVI	0.1438	2.45E-07
NDVI100	0.0581	0.2049
NDVI200	0.0692	0.1519
NDVI300	-1.75E-05	0.9998
NDVI400	-0.0927	0.1136
NDVI500	0.0027	0.9443

Tabela 2. Coeficientes e significância dos diferentes *buffers* para Belo Horizonte/MG.

Cidade	Estimate	p
Belo Horizonte	0.1438	2.45E-07
Brasília	0.4643	1.25E-14
Cuiabá	-0.0172	0.7645
Curitiba	0.2383	2.09E-15
Manaus	-0.0316	0.2639
Porto Alegre	0.1899	6.31E-06
Rio de Janeiro	0.0799	0.0001
São Paulo	0.3610	4.03E-52

Tabela 3. Coeficientes apenas dos setores censitários (sem *buffers*), para as diferentes capitais nas análises 2.

Vemos na tabela 3 que apenas Manaus e Cuiabá não apresentaram uma relação significativa entre NDVI e renda média por setor censitário. Todas as outras capitais apresentaram relações significativas, com as relações mais fortes sendo observadas em Brasília (0,46, $p = 1,25e-14$, figura 4), São Paulo (0,36, $p = 4,03e-52$) e Curitiba (0,24, $p = 2,09e-15$).

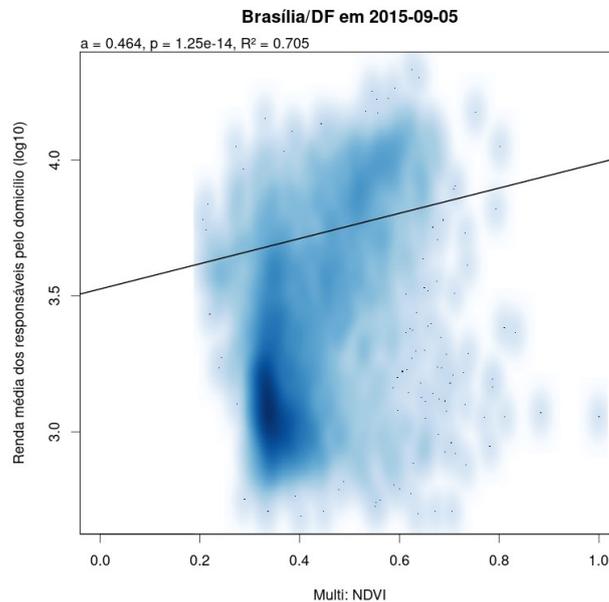


Figura 4. Relação entre vegetação (NDVI) e renda média por setor censitário em Brasília, na regressão múltipla.

É interessante notar que, em alguns casos (como este, de Brasília) a relação entre NDVI e renda é mais forte no modelo simples que no modelo composto, ou seja, a adição de outras variáveis além

da vegetação, para explicar a renda, prejudicou em vez de fortalecer a relação, como pode ser visto na figura 5.

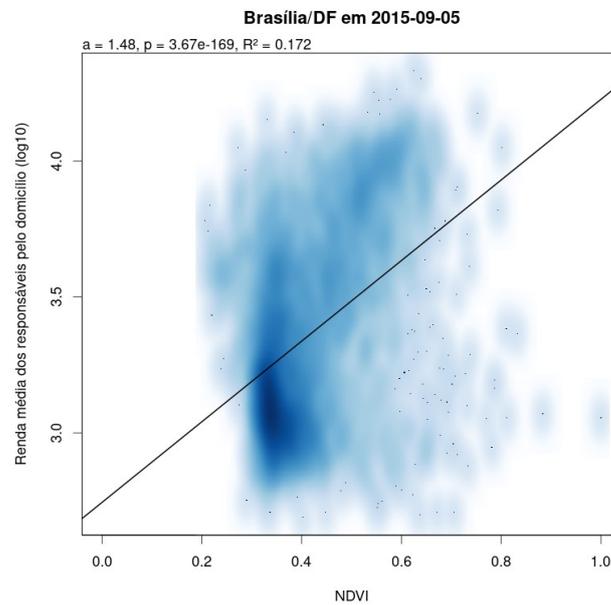


Figura 5. Relação entre vegetação (NDVI) e renda média por setor censitário em Brasília, na regressão simples.

Quando olhamos para o conjunto de cidades analisadas em cada estado, observamos que às vezes não há relação com o tamanho da cidade em número de habitantes (Minas Gerais, figura 6 à esquerda), e outras vezes há uma relação visível (São Paulo, figura 6 à direita).

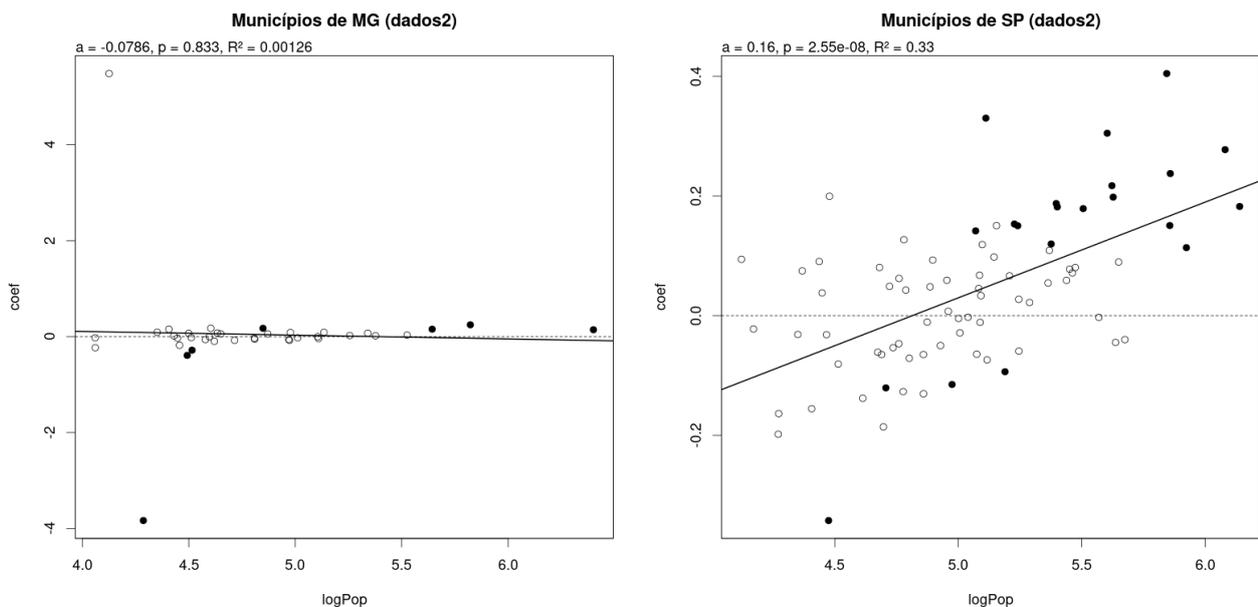


Figura 6. Relação entre coeficiente (da regressão Renda x Vegetação/NDVI) e o logaritmo da população de cada município analisado em MG e SP.

Os pontos pretos indicam cidades cuja relação entre NDVI e renda foi significativa ao nível de 5%. A capital São Paulo não foi incluída na figura 6 porque o IBGE separa as bases da capital e dos demais municípios do estado de SP. Ainda assim, pela tabela 3 vemos que a capital cai na mesma lógica dos demais municípios.

Análises 3

As análises 3 aparecem no menu lateral do site como *Um buffer por vez*. Esta análise incluiu os mesmos grupos de cidades da análise 2, e embora os *corrplots* mostrem a correlação existente entre o NDVI de setores e *buffers*, essa correlação pode ser desprezada, uma vez que os diferentes *buffers* não foram usados em conjunto com os dados dos setores na mesma regressão linear. Nesta análise, foram analisados os *buffers* cheios (figura 2, à esquerda), enquanto a análise anterior (análise 2) analisou os *buffers* em forma de anel (figura 2, à direita).

Cidade	Estimate	p
Belo Horizonte	0.1549	8.94E-18
Brasília	0.4258	1.76E-29
Cuiabá	0.0360	0.3688
Curitiba	0.1331	8.04E-11
Manaus	0.0207	0.2914
Porto Alegre	-0.0266	0.2600
Rio de Janeiro	0.0778	2.55E-09
São Paulo	0.1921	3.42E-32

Tabela 4. Coeficientes apenas dos setores censitários (sem *buffers*), para as diferentes capitais nas análises 3.

Das capitais analisadas, apenas Manaus, Cuiabá e Porto Alegre não apresentaram uma relação significativa entre NDVI e renda nesta análise (tabela 4). Todas as outras capitais apresentaram relações significativas, com as relações mais fortes sendo observadas em Brasília (0,43, $p = 1,76e-29$), São Paulo (0,19, $p = 3,42e-32$) e Belo Horizonte (0,15, $p = 8,94e-18$).

Quanto ao uso dos *buffers*, os estados do Amazonas (AM), Mato Grosso (MT) e Rio Grande do Sul (RS) apresentaram relações mais significativas em algum nível de *buffer* maior que zero, como pode ser visto na figura 7, sendo respectivamente *buffers* de 200, 100 e acima de 300 metros os

mais significativos para a maioria dos municípios em cada estado. Isso implica que o uso de buffers pode ajudar a compreender este fenômeno, mas características naturais (relevo, clima...) e culturais (verticalização, hábito de contato com a natureza...) de cada região podem interferir no *buffer* que melhor captura este comportamento.

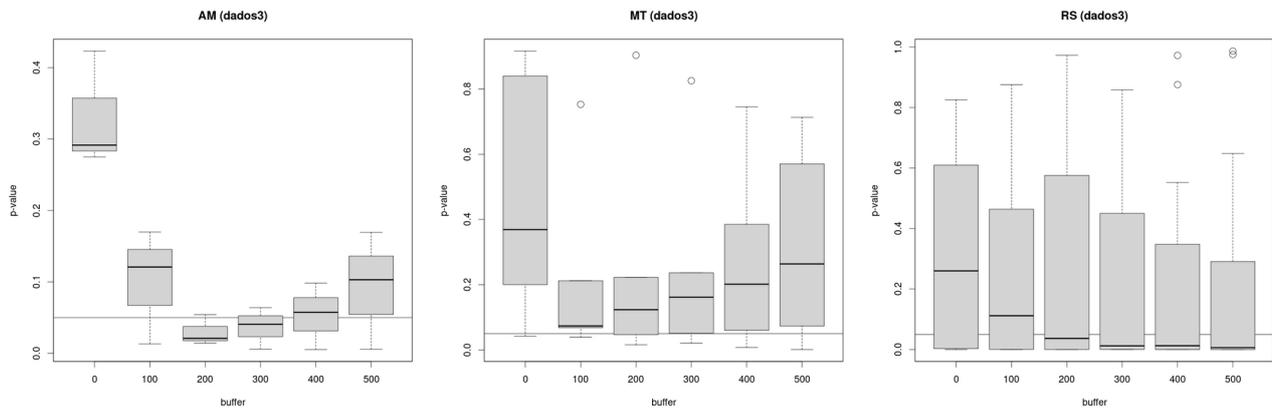


Figura 7. Significância variável das análises 3 para os municípios do Amazonas, Mato Grosso e Rio Grande do Sul.

Os dados de Manaus em cada *buffer* podem ser vistos na tabela 5. Enquanto a figura 7 mostra um *buffer* ótimo para os municípios do Amazonas de 200 metros, na capital o melhor *buffer* foi o de 100 metros, tanto no parâmetro (Estimate) quanto no grau de confiança (p).

buffer	Estimate	p
NDVI	0.0207	0.2914
NDVI100	0.0518	0.0133
NDVI200	0.0486	0.0211
NDVI300	0.0394	0.0642
NDVI400	0.0355	0.0985
NDVI500	0.0296	0.1694

Tabela 5. Coeficientes e significância para diferentes níveis de *buffer* (cheios, um de cada vez) para Manaus/AM na análise 3.

Resumos das análises 2, 3 e 6 podem ser vistos em <http://biodiversus.com.br/biofilia/?p=resumos> (dados7 se refere à nossa Análise 6). Aqui percebemos uma relação entre o efeito NDVI x Renda (coeficiente) e o log10 da população das cidades, ou seja, cidades mais populosas apresentam um

efeito mais pronunciado, ao menos nas cidades ao redor de Belo Horizonte, Porto Alegre e São Paulo.

A comparação entre os buffers das análises 3 e 6 pode ser vista em <http://biodiversus.com.br/biofilia/?p=buffers> (dados7 se refere à nossa Análise 6). Em Manaus e arredores, os melhores valores-p foram obtidos com *buffers* de 200 metros, e coeficientes geralmente positivos entre NDVI e Renda. Em Brasília todos os níveis de *buffer* foram extremamente significativos, embora o coeficiente mais alto tenha sido observado sem o uso de *buffer* ao redor do setor censitário. Ao redor de Belo Horizonte, Cuiabá, Curitiba e São Paulo a maioria dos municípios analisados não apresentou efeito significativo. No Rio de Janeiro e Porto Alegre houve um número considerável de cidades com efeito significativo, mas coeficiente negativo (mais áreas verdes em setores mais pobres).

Análises 4

As análises 4 (REGIC, tabela 6) mostraram um coeficiente positivo para os arranjos populacionais de Belo Horizonte, Curitiba e São Paulo, e negativo para o Rio de Janeiro e Porto Alegre. O coeficiente não foi significativo para o arranjo populacional de Cuiabá (composto apenas de Cuiabá e Várzea Grande).

Capital/REGIC	Estimate	p
Belo Horizonte	0.1548	1.29E-29
Brasília	-	-
Cuiabá	0.0522	0.1180
Curitiba	0.1219	2.60E-18
Manaus	-	-
Porto Alegre	-0.0460	3.43E-03
Rio de Janeiro	-0.0540	1.17E-10
São Paulo	0.1083	1.10E-32

Tabela 6. Coeficientes apenas dos setores censitários (sem *buffers*), para as diferentes capitais e seus respectivos Arranjos Populacionais (REGIC) nas análises 4.

Análises 6

Capital	Estimate	p
Belo Horizonte	0.2147	3.72E-18
Brasília	1.0538	1.24E-27
Cuiabá	0.0457	0.2224
Curitiba	0.1328	1.02E-10
Manaus	-0.0060	0.8267
Porto Alegre	-0.0044	0.8575
Rio de Janeiro	0.2677	3.99E-122
São Paulo	0.6485	1.11E-311

Tabela 7. Coeficientes apenas dos setores censitários (sem *buffers*), para as diferentes capitais nas análises 6.

As análises 6 (tabela 7) mostraram relações significativas para Belo Horizonte, Brasília, Curitiba, Rio de Janeiro e São Paulo, nas análises sem o uso de *buffers*. Cuiabá não foi significativa para nenhum dos *buffers* usados. Manaus apresentou uma relação mais forte entre NDVI e renda no *buffer* de 400 metros (embora o *buffer* de 500 metros tenha sido ligeiramente mais significativo, mas com uma relação ligeiramente menor, tabela 8).

Buffer	Estimate	p
NDVI	-0.0060	8.27E-01
NDVI100	0.0640	1.92E-02
NDVI200	0.0880	8.82E-04
NDVI300	0.0942	2.00E-04
NDVI400	0.0995	5.02E-05
NDVI500	0.0979	4.11E-05

Tabela 8. Coeficientes e significância para diferentes níveis de *buffer* (cheios, um de cada vez) para Manaus/AM na análise 6.

Já Porto Alegre apresentou uma relação *negativa* entre NDVI e renda, tão mais forte e significativa quanto maior o *buffer* usado (tabela 9).

Buffer	Estimate	p
NDVI	-0.0044	0.8575
NDVI100	-0.0575	0.0225
NDVI200	-0.0962	0.0001
NDVI300	-0.1192	1.03E-06
NDVI400	-0.1328	2.37E-08
NDVI500	-0.1418	1.55E-09

Tabela 9. Coeficientes e significância para diferentes níveis de *buffer* (cheios, um de cada vez) para Porto Alegre/RS na análise 6.

Análises 7

As análises 7 buscaram simplificar a fórmula da regressão linear, uma vez que a variável *banh1* (porcentagem de domicílios particulares permanentes com 1 banheiro de uso exclusivo dos moradores) apresentou uma relação forte e extremamente significativa com a renda média dos setores censitários, como mostra a figura 9 para Belo Horizonte. Em outras palavras, quanto maior a renda média, menos domicílios naquele setor terão *apenas* um banheiro.

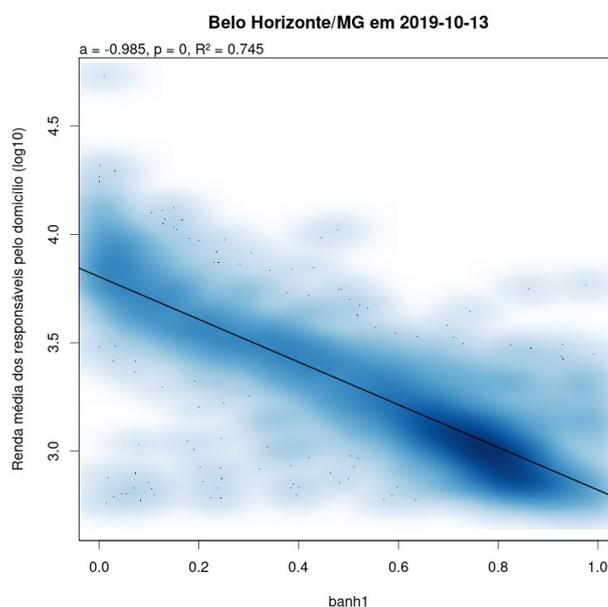


Figura 9. Forte relação entre renda média e proporção de domicílios no setor censitário com apenas um banheiro.

Capital	Estimate	p
Belo Horizonte	0.0896	4.14E-05
Brasília	0.4323	1.30E-33
Cuiabá	-0.0756	0.0388
Curitiba	-0.0290	0.1521
Manaus	-0.1048	7.32E-07
Porto Alegre	-0.3621	6.98E-42
Rio de Janeiro	-0.1168	3.40E-15
São Paulo	0.1253	5.90E-12

Tabela 10. Coeficientes apenas dos setores censitários (sem *buffers*), para as diferentes capitais nas análises 7.

Os resultados na tabela 10 (análises 7) são semelhantes aos da tabela 11, que apresentam os resultados das análises 1 (renda em função apenas da vegetação), com a única diferença sendo Manaus, que não havia apresentado relação significativa na análise 1, e passou a ter uma relação negativa e significativa na análise 7.

Capital	Estimate	p
Belo Horizonte	0.0962	0.0219
Brasília	1.2166	9.73E-145
Cuiabá	-0.4149	7.75E-16
Curitiba	0.0518	0.1584
Manaus	-0.0066	0.8309
Porto Alegre	-0.4321	2.42E-28
Rio de Janeiro	-0.2300	3.10E-18
São Paulo	0.1974	2.00E-13

Tabela 11. Coeficientes apenas dos setores censitários (sem *buffers*), para as diferentes capitais nas análises 1.

Análise	1	2	3	4	6	7
Belo Horizonte	0.0962	0.1438	0.1549	0.1548	0.2147	0.0896
Brasília	1.2166	0.4643	0.4258	-	1.0538	0.4323
Cuiabá	-0.4149					-0.0756
Curitiba		0.2383	0.1331	0.1219	0.1328	
Manaus				-		-0.1048
Porto Alegre	-0.4321	0.1899	-0.0266	-0.0460		-0.3621
Rio de Janeiro	-0.2300	0.0799	0.0778	-0.0540	0.2677	-0.1168
São Paulo	0.1974	0.3610	0.1921	0.1083	0.6485	0.1253

Tabela 12. Síntese dos coeficientes em cada análise. Apenas resultados significativos a 5% são mostrados. Resultados significativos a 1% estão em negrito. Coeficientes negativos estão coloridos de vermelho. Os hífen (-) em Brasília e Manaus na análise 4 indicam que estas capitais não possuem Arranjos Populacionais no REGIC. As células com os melhores resultados para cada capital foram sombreadas.

A tabela 12 apresenta uma síntese dos resultados das diferentes análises para as capitais estudadas, apenas nos recortes sem *buffers*.

Buffers (m)	0	100	200	300	400	500
Belo Horizonte	0.1549	0.1749	0.1395	0.1048	0.0811	0.0681
Brasília	0.4258	0.4118	0.3402	0.3149	0.2873	0.2550
Cuiabá						
Curitiba	0.1331	0.0634	0.0504			
Manaus		0.0518	0.0486			
Porto Alegre		-0.0872	-0.1382	-0.1773	-0.2076	-0.2323
Rio de Janeiro	0.0778	0.0655	0.0529	0.0348		
São Paulo	0.1921	0.0819	0.0360			-0.0325

Tabela 13. Coeficientes dos diferentes níveis de *buffers*, para as diferentes capitais nas análises 3.

A tabela 13 apresenta os resultados da análise 3 para as diferentes capitais e diferentes níveis de *buffer*. Resultados não significativos foram excluídos da tabela. O nível de *buffer* que mostrou relação mais forte entre renda e vegetação para cada capital está em negrito.

Buffers (m)	0	100	200	300	400	500
Belo Horizonte	0.2147	0.1912	0.1501	0.1235	0.1026	0.0935
Brasília	1.0538	1.1251	1.0591	0.9904	0.9414	0.8965
Cuiabá						
Curitiba	0.1328	0.0708	0.0585	0.0438		
Manaus		0.0640	0.0880	0.0942	0.0995	0.0979
Porto Alegre		-0.0575	-0.0962	-0.1192	-0.1328	-0.1418
Rio de Janeiro	0.2677	0.4158	0.4711	0.4810	0.4809	0.4791
São Paulo	0.6485	0.7931	0.7363	0.6867	0.6380	0.5905

Tabela 14. Coeficientes dos diferentes níveis de *buffers*, para as diferentes capitais nas análises 6.

A tabela 14 apresenta os mesmos dados da tabela 13, mas para a análise 6. Diferente da análise 3, os melhores *buffers* foram: para Manaus, 400 m (e não 100 m, como na análise 3), para Brasília, 100 m (e não 0 m), para Belo Horizonte, 0 m (e não 100 m), para Rio de Janeiro, 300 m (e não 0 m), e para São Paulo, 100 m (e não 0 m). Porto Alegre manteve um coeficiente negativo em todos os *buffers*, para as duas análises (o índice *menos negativo* foi indicado em negrito). Em todas as capitais a relação observada no melhor *buffer* foi mais positiva na análise 6 (que incluiu água como “área verde”) do que na análise 3, com a exceção de Curitiba, onde houve praticamente um empate.

Discussão

De forma geral, o trabalho mostrou a correlação esperada entre a presença de áreas verdes e maiores níveis de renda apenas em lugares específicos (certas cidades, certas regiões dentro das cidades, geralmente de maior renda e maior população). Em alguns casos não houve correlação significativa, e em outros casos houve correlação inversa.

Das oito capitais analisadas, seis mostraram relação positiva em ao menos uma das análises sem *buffer* (apenas Cuiabá e Manaus não mostraram nenhuma relação positiva significativa nessas análises, embora Manaus tenha mostrado quando *buffers* foram usados), cinco capitais mostraram relação positiva em ao menos metade das seis análises, e quatro em ao menos quatro análises. Para uma primeira exploração, consideramos os resultados bastante satisfatórios, especialmente com a inclusão dos *buffers*. Ainda assim, é difícil encontrar uma única metodologia, seja de inclusão de

variáveis, inclusão de municípios vizinhos ou uso de *buffers*, que dê resultados significativos igualmente para todas as regiões.

O caso de Manaus (onde o autor deste trabalho morou por oito anos) é peculiar por duas razões: 1) é uma cidade que ainda apresenta uma grande quantidade de áreas verdes, em seu interior e entorno (Manaus está situada no coração da maior floresta tropical do mundo, por isso recebe turistas de todos os continentes ao longo de todo o ano, e embora isso não se traduza numa arborização suficiente nas vias urbanas, como na região central de Belém/PA, muitos quintais de residências particulares possuem alguma área verde, além de áreas verdes significativas — cada vez menores — dispersas pela cidade); 2) embora a prefeitura tenha o péssimo hábito de destruir toda a vegetação nativa ao criar “bairros projetados”, para depois replantar pequenas mudas que levam anos (às vezes décadas) para crescer, as chamadas “invasões” (bairros não projetados) costumam surgir de forma mais orgânica, com ruas mais sinuosas e mantendo parte da vegetação nativa. Assim, esses bairros tendem a apresentar mais área verde, apesar do baixo nível de renda.

Cuiabá, como Manaus, também faz parte da Amazônia Legal, e isso talvez ajude a explicar a falta de resultados significativos, uma vez que áreas verdes são (ou deveriam ser) abundantes em toda a cidade, e não um privilégio dos ricos. Ao mesmo tempo, uma vez que bens e serviços (amenidades urbanas) se concentrem numa região central da cidade, é possível que a redução de áreas verdes ali, causada pela especulação imobiliária, não sofra tanta resistência da população como um todo, dada a sua abundância no entorno.

Seria preciso investigar melhor Cuiabá, mas no caso das cidades menores, onde a relação entre renda e áreas verdes foi menos significativa (e muitas vezes *não* significativa), podemos estar diante de um quadro de maior *justiça ambiental*, onde as áreas verdes estão acessíveis a toda a população de uma forma mais equitativa. Observando Manaus e Cuiabá no Google Earth, é possível ver a abundância de áreas verdes no interior (especialmente em Manaus) e no entorno das cidades (a Chapada dos Guimarães está a apenas 50 km de Cuiabá, e Manaus possui várias atrações ambientais, como praias e balneários, ainda mais próximos).

Entre as variáveis escolhidas para controlar a renda, a *porcentagem de domicílios particulares permanentes com 1 banheiro de uso exclusivo dos moradores* é, de longe, a que apresenta uma correlação mais forte e evidente com a renda. Ainda assim, as análises 8, que usaram apenas esta

variável para controlar a renda não apresentaram resultados tão significativos quanto as análises que usaram um número maior de variáveis.

Com a publicação dos resultados do Censo 2020 poderemos retomar algumas dessas análises, com imagens de satélite mais novas e com melhor resolução, incluindo outras capitais (unindo imagens adjacentes e buscando resolver o problema do excesso de nuvens no litoral brasileiro). Maiores esforços também seriam necessários para tentar explicar a ausência de relação, por exemplo, em Cuiabá.

De qualquer forma, acreditamos que foi possível demonstrar a preferência por áreas verdes pelas classes de maior renda em diferentes partes do país, o que justifica a conservação ambiental não como mero “capricho ambientalista”, como querem alguns, mas como algo inato aos seres humanos, cujas *preferências reveladas* aqui parecem deixar claro na maioria dos casos.

Referências bibliográficas

- Arantes et al. 2021. Urban forest and per capita income in the mega-city of Sao Paulo, Brazil: A spatial pattern analysis. *Cities*, 111 (2021) 103099.
- Azevedo et al. 2016. Urban heat and residential electricity consumption: A preliminary study. *Applied Geography*, 70 (2016) 59e67.
- Baum, Risten; Kyle Haynes, Forrest Dillemoth, James Ronin. 2004. The matrix enhances the effectiveness of corridors and stepping stones. *Ecology*, 85(10), 2671–2676.
- Bratman, Gregory N. et al. 2019 Nature and mental health: An ecosystem service perspective. *Science Advances* 5: eaax0903.
- Brown et al. 2018. Health Disparities in the Relationship of Neighborhood Greenness to Mental Health Outcomes in 249,405 U.S. Medicare Beneficiaries. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2018, 15, 430; doi:10.3390/ijerph15030430.
- Casey et al. 2017. Race, Ethnicity, Income Concentration and 10-Year Change in Urban Greenness in the United States. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2017, 14, 1546; doi:10.3390/ijerph14121546.
- CRAN – The Comprehensive R Archive Network. 2023. <https://cran.r-project.org/> Acesso em 21 jun. 2023.

- Crouse et al. 2017. Urban greenness and mortality in Canada's largest cities: a national cohort study. *Lancet Planet Health*, 2017; 1: e289–97.
- Dadvand, Payam et al. 2015 Green spaces and cognitive development in primary schoolchildren. *PNAS*, 112(26): 7937–7942. www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.1503402112
- Diamond & Tolley. 1982. *The Economics of urban amenities*. NY, Academic Press.
- dos Santos, A.R., da Rocha, C.F.D. & Bergallo, H.G. Native and exotic species in the urban landscape of the city of Rio de Janeiro, Brazil: density, richness, and arboreal deficit. *Urban Ecosyst* **13**, 209–222 (2010). <https://doi.org/10.1007/s11252-009-0113-z>
- Duarte, Taise E.P.N. et al. 2017 Arborização urbana no Brasil: um reflexo de injustiça ambiental. *Terr@Plural*, Ponta Grossa, v.11, n.2, p. 291-303, 10.5212/TerraPlural.v.11i2.0008
- Engemann, Kristine et al. 2019 Residential green space in childhood is associated with lower risk of psychiatric disorders from adolescence into adulthood. *PNAS*, 116(11) 5188-5193. www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.1807504116
- Furtado, Bernardo Alves. 2009. Tipologias de renda e de serviços: um estudo de caso para análise intra-urbana da metrópole Belo-Horizontina. *Ambiente Construído*, 9(3): 7-25.
- Hetrick et al. 2013. Spatiotemporal Patterns and Socioeconomic Contexts of Vegetative Cover in Altamira City, Brazil. *Land*, 2013, 2, 774-796; doi:10.3390/land2040774.
- Heynen et al. 2006. The Political Ecology of Uneven Urban Green Space: The Impact of Political Economy on Race and Ethnicity in Producing Environmental Inequality in Milwaukee. *Urban Affairs Review*, 42(1): 3-25.
- Hildebrand et al. 2002. “Valoração Contingente” na avaliação econômica de áreas verdes urbanas. *Floresta*, 32 (1): 121-132.
- Hu et al. 2008. Linking stroke mortality with air pollution, income, and greenness in northwest Florida: an ecological geographical study. *International Journal of Health Geographics*, 2008, 7:20 doi:10.1186/1476-072X-7-20.
- Huang et al. 2019. Association between community greenness and obesity in urban-dwelling Chinese adults. *Science of the Total Environment*, in press.
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2010. <https://censo2010.ibge.gov.br/> Acesso em 21 jun. 2023.
- IBGE. 2020. REGIC, Regiões de Influência das Cidades 2018. Nota Metodológica. Rio de Janeiro.
- INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. 2023. <http://www.dgi.inpe.br/catalogo/> Acesso em 21 jun. 2023.
- Iyer et al. 2022. Impact of neighborhood socioeconomic status, income segregation, and greenness on blood biomarkers of inflammation. *Environment International*, 162 (2022) 107164.

- Jenerette et al. 2013. Urban vegetation and income segregation in drylands: a synthesis of seven metropolitan regions in the southwestern United States. *Environmental Research Letters*, 8 (2013) 044001 (9 pp).
- Kardan, Omid et al. 2015 Neighborhood greenspace and health in a large urban center. *Scientific Reports*, 5:11610. 10.1038/srep11610
- Kühn, Simone et al. 2017 In search of features that constitute an “enriched environment” in humans. *Scientific Reports*, 7: 11920. 10.1038/s41598-017-12046-7
- la Barrera et al. 2019. Urban Parks and Social Inequalities in the Access to Ecosystem Services in Santiago, Chile. *Materials Science and Engineering*, 471 (2019) 102042.
- Landry & Chakraborty. 2009. Street trees and equity: evaluating the spatial distribution of an urban amenity. *Environment and Planning A*, 2009, volume 41, pages 2651–2670.
- Lederbogen, Florian et al. 2011. City living and urban upbringing affect neural social stress processing in humans. *Nature*, 474. 10.1038/nature10190
- MacArthur & Wilson. 1967. *The Theory of Island Biogeography*. Princeton: Princeton University Press.
- Macedo, Paulo Brígido Rocha; Simões, Rodrigo. 1998. Amenidades Urbanas e Correlação Espacial: uma Análise Intra-urbana para BH (MG). *Revista Brasileira de Economia*, 52(4): 525-541.
- MacNaughton et al. 2017. Impact of Particulate Matter Exposure and Surrounding “Greenness” on Chronic Absenteeism in Massachusetts Public Schools. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2017, 14, 207; doi:10.3390/ijerph14020207.
- Markevych et al. 2017. Neighbourhood greenness and income of occupants in four German areas: GINIplus and LISApplus. *Urban Forestry & Urban Greening*, 21 (2017) 88–95.
- Mendonça, Jupira G. 2002. *Segregação e mobilidade residencial na RMBH*. Tese de Doutorado, UFRJ, IPPUR.
- Mondejar, J.P., Tongco, A.F. 2019. Near infrared band of Landsat 8 as water index: a case study around Cordova and Lapu-Lapu City, Cebu, Philippines. *Sustainable Environment Research*, 29, 16. <https://doi.org/10.1186/s42834-019-0016-5>
- O’Regan et al. 2021. “Biophilic Cities”: Quantifying the Impact of Google Street View-Derived Greenspace Exposures on Socioeconomic Factors and Self-Reported Health. *Environment Science & Technology*, 2021, 55:9063-9073.
- Persson et al. 2018. Inverse associations between neighborhood socioeconomic factors and green structure in urban and suburban municipalities of Stockholm County. *Landscape and Urban Planning*, 179 (2018) 103–106.

- Pham et al. 2012. Spatial distribution of vegetation in Montreal: An uneven distribution or environmental inequity? *Landscape and Urban Planning*, 107 (2012) 214–224.
- Pianka, Eric R. 2011. *Evolutionary Ecology*. 7th ed. eBook.
- QGIS. 2023. <https://qgis.org/> Acesso em 21 jun. 2023.
- Rouse, J.W.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. 1974. *Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS*. Third ERTS-1 Symposium NASA, NASA SP-351, Washington DC, 309-317.
- Venter et al. 2020. Green Apartheid: Urban green infrastructure remains unequally distributed across income and race geographies in South Africa. *Landscape and Urban Planning*, 203 (2020) 103889.
- Viezzer et al. 2022. Áreas verdes, população e renda em Curitiba, PR, Brasil. *Revista da Sociedade Brasileira de Arborização Urbana*, Curitiba – PR, v.17, n.2, p. 37-49.
- Wilson, Edward O. 1984. *Biophilia*. Cambridge: Harvard University Press.

Apêndice – Mapas

Para cada capital analisada, apresentamos os mapas de índice de vegetação (NDVI, com o verde mais escuro representando maior concentração de vegetação), renda por setor censitário (em escala logarítmica, com tons mais escuros representando maior renda) e densidade populacional por setor censitário (também em escala logarítmica, com tons mais escuros representando maior densidade). Áreas em vermelho indicam setores não urbanos ou sem informação de renda/população. Os mapas podem ser vistos em <http://biodiversus.com.br/biofilia/?p=mapas>.