TRANSPORTES
revistatransportes.org.br
anpet
associação nacional de pesquisa e ensino em transportes
anpet.org.br

Estimação da densidade de viagens a pé a partir de características do ambiente construído ao nível de zonas de tráfego

Estimation of walking density based on characteristics of the built environment at the level of traffic zones

Vanessa Jamille Xavier[1], **Marcos José Timbó Lima Gomes**[2], **Flávio Jose Craveiro Cunto**[1]

[1]Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, Ceará, Brasil

[2]Universidade Federal do Cariri, Juazeiro do Norte, Ceará, Brasil

Contato: vanessajamille@det.ufc.br, (VJX); timbo@det.ufc.br, (MJTLG); flaviocunto@det.ufc.br, (FJCC)

Recebido:
24 de janeiro de 2023
Aceito para publicação:
4 de julho de 2023
Publicado:
12 de dezembro de 2023

Editor de Área:
Helena Beatriz Bettella Cybis, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brasil

Palavras-chave:
Exposição de pedestres.
Ambiente Construído.
Modelos espaciais locais.

Keywords:
Pedestrian exposure.
Built Environment.
Local spatial models.

DOI: 10.58922/transportes.v31i3.2874

OPEN ACCESS
CC BY

RESUMO
A influência do ambiente construído na exposição de pedestres é um elemento essencial para análise da segurança viária e do planejamento urbano. Devido à escassez de dados de exposição de pedestres, a modelagem da segurança viária pode utilizar variáveis *proxy* advindas do ambiente construído para representar a exposição quantitativa dos pedestres e o planejamento urbano nem sempre considera o pedestre ou estima junto a outros modos ativos. Em busca de priorizar os pedestres devido a sua maior vulnerabilidade comparado a outros modos, o objetivo do artigo é estimar a densidade de viagens a pé em zonas de tráfego a partir das características do ambiente construído. O método propõe a comparação entre os seguintes modelos: regressão linear clássica (global), regressão geograficamente ponderada (RGP) e a recente abordagem de regressão geograficamente ponderada de múltiplas escalas (RGPME). A análise dos resíduos comprovou que a especificação do modelo de RGPME é mais eficiente quanto o ajuste do modelo e na redução da autocorrelação espacial. A densidade populacional, a extensão de vias por área da zona e a distância ao transporte público estão entre as variáveis preditoras significativas para a estimação do número de viagens a pé por área da zona de tráfego.

ABSTRACT
The influence of the built environment on pedestrian exposure is an essential element for analyzing road safety and urban planning. Due to the scarcity of pedestrian exposure data, road safety modeling can use proxy variables from the built environment to represent quantitative pedestrian exposure and the urban planning does not always consider the pedestrian or estimate in conjunction with other modes. In search of prioritizing pedestrians due to their greater vulnerability in relation to other modes, the aim of the article is to estimate the density of pedestrian trips in traffic zones from the characteristics of the built environment. The method proposes the comparison between global regression, geographically weighted regression (GWR) and the recent multiscale geographically weighted regression (MGWR) approach. The analysis of the residuals proved that the specification of the MGWR model is more powerful in terms of fitting the model and filtering the spatial autocorrelation. Population density, length of roads per zone area and distance to public transport are among the significant predictor variables for estimating the number of walking trips per area of the traffic zone.

1. INTRODUÇÃO

Dentre os benefícios da caminhada encontram-se a redução do risco de doenças cardiovasculares, promoção da equidade social, redução dos níveis de poluição do ar e a redução do congestionamento (Feuillet et al., 2018; Amoh-Gyimah, Saberi e Sarvi, 2016). Com o aumento da motorização e da urbanização, o espaço em que os pedestres realizam suas atividades sociais foi reduzido e este usuário foi repelido para ambientes com baixa ou nenhuma qualidade de caminhada (Gehl, 2010). Para tornar a caminhada uma opção de transporte viável e atrativa, os planejadores de áreas urbanas devem considerar um melhor aproveitamento do espaço urbano para o pedestre. Ao longo das duas primeiras décadas do século 21, várias cidades em todo o mundo estão reconhecendo o papel importante que o transporte ativo pode desempenhar na criação de espaços urbanos mais seguros, sustentáveis e habitáveis (Stoker et al., 2015).

Quanto à modelagem tradicional da demanda por transportes, estudos alertam que a maioria dos modelos regionais não representam adequadamente a atividade do pedestre, pois excluem as viagens a pé ou combinam o modo a pé e por bicicleta como "modos não motorizados" (Yasmin et al., 2021; Tian e Ewing, 2017; Clifton et al., 2016). Sob a ótica da segurança viária, os métodos tradicionais preditivos de sinistros com pedestres também possuem dificuldade em incorporar a exposição de pedestres na sua modelagem. Acredita-se que, pelo menos em parte, os desafios de incluir os pedestres no processo tradicional de planejamento e na modelagem da segurança viária são advindas da falta de informações detalhadas e sistemáticas da exposição quantitativa dos pedestres por parte das agências de trânsito brasileiras.

A priorização do ambiente construído (AC) para os veículos automotores torna difícil o compartilhamento seguro das vias entre pedestres e veículos. A influência do AC na exposição de pedestres é importante para o planejamento de espaços que promovam a caminhada e para a análise de fatores do ambiente que estejam associados aos atropelamentos. A maioria dos estudos prévios utilizaram modelos clássicos de regressão para relacionar variáveis do AC e a exposição quantitativa dos pedestres, medida pelo fluxo de pedestres (Miranda-Moreno, Morency e El-Geneidy, 2011), número de viagens a pé (Lee, Abdel-Aty e Shah, 2019) e extensão da caminhada (Guzman, Peña e Carrasco, 2020).

Uma das limitações dos modelos clássicos de regressão é que estes não consideram a questão da dependência espacial, inerentes aos dados espaciais, violando o pressuposto de independência das observações e dos erros da regressão. Além disso, estes modelos não conseguem captar a heterogeneidade espacial existente entre AC e a exposição quantitativa de pedestres, isso porque estes modelos consideram que as estimativas dos parâmetros são as mesmas independentemente do local. Se estes aspectos forem ignorados, haverá uma perda de eficiência do modelo e os parâmetros serão estimados com menor precisão. Nesse sentido, a Regressão Geograficamente Ponderada (RGP) é uma técnica muito utilizada por minimizar os problemas citados e por considerar a autocorrelação espacial dos resíduos do modelo, derivada da heterogeneidade espacial (Cheng et al., 2021; Torun et al., 2020; Feuillet et al., 2018).

Contudo, a RGP tem uma limitação, pois assume que todos os parâmetros espaciais decorrem de processos que operam no mesmo nível de escala espacial, definida por uma largura de banda única para todas as variáveis. Entretanto, um processo espacial de uma

determinada variável pode ter uma escala local e outra variável uma escala mais ampla, no nível regional ou global. A Regressão Geograficamente Ponderada de Múltiplas Escalas (RGPME) relaxa a suposição de que todos os processos de variação espacial em um modelo operam na mesma escala (largura de banda), produzindo um modelo espacial mais poderoso e que captura as relações espaciais de forma mais precisa (Fotheringham, Yang e Kang, 2017).

O objetivo do presente artigo é estimar a exposição quantitativa para as viagens a pé a partir de características do ambiente construído em zonas de tráfego, avaliando comparativamente o desempenho dos seguintes modelos: regressão linear clássica, denominado aqui de global, da RGP e da RGPME. Na seção 2, apresenta-se uma breve revisão da literatura com foco nos principais fatores contribuintes do ambiente construído que impactam a exposição dos pedestres. Em seguida, a Seção 3 apresenta o método para estimar a exposição e na seção 4 são apresentados os resultados e análise dos modelos. Finalmente, a Seção 5 conclui-se as principais descobertas e são apresentadas limitações do estudo.

2. AMBIENTE CONSTRUÍDO E A EXPOSIÇÃO DO PEDESTRE

Quanto mais uma pessoa viaja, mais ela está exposta ao risco potencial de uma lesão ou morte relacionada ao trânsito (Merlin, Guerra e Dumbaugh, 2020). Sze, Su e Bai (2019), utilizaram a população total, a frequência de caminhada e o tempo de caminhada observados para representar a exposição do pedestre ao sinistro de trânsito. O modelo em que a frequência de caminhada foi *proxy* para exposição forneceu o melhor ajuste. Além disso, considerar como exposição de pedestres a população pode acarretar inferências incorretas em áreas de centros comerciais onde a população é esparsa e possui alta atividade de pedestres no horário de pico (Dong et al., 2020; Sze, Su e Bai, 2019).

A Tabela 1 traz informações de estudos que avaliaram a relação entre o ambiente construído e a exposição quantitativa do pedestre com destaque para a unidade espacial de análise, as variáveis de exposição e do AC utilizadas e o sinal das relações entre AC e exposição. O sinal indica um aumento da variável de exposição dos pedestres quando positivo e uma diminuição quando negativo.

Em relação a agregação espacial, diferentes unidades espaciais de análise foram consideradas para estimar a exposição dos pedestres, incluindo interseções, segmentos de vias, domicílio, bloco, bairros, setor censitário, zonas de análise de tráfego e cidades. As unidades de microanálise, interseção, bloco, segmento e domicílios, foram as que mais prevaleceram. Usualmente, para coletar os dados do AC as unidades de microanálise são combinadas com diferentes medidas de *buffer* circular já que a distância de caminhada confortável para o pedestre pode mudar. No estudo feito por Tian e Ewing (2017) o *buffer* da rede viária foi mais apropriado já que um *buffer* circular capturava áreas montanhosas onde não havia a presença de características do AC. Clifton et al. (2016) utilizaram uma nova estrutura espacial intitulada zona de análise de pedestres (ZAP) que posteriormente foi expandida para uma zona de análise de tráfego. A escolha da ZAP foi utilizada devido às células de grade serem as mesmas utilizadas pelo banco de dados do metrô de Oregon/EUA e possuírem um tamanho uniforme, o que facilitou as comparações zonais.

Estudos recentes do planejamento urbano utilizaram dados desagregados do desenho viário e da rede de calçadas para estimar as viagens a pé, de modo a incorporar características do AC ao nível da caminhada do pedestre e, posteriormente, agregaram os dados em zonas de análise de tráfego (Yasmin et al., 2021; Tian e Ewing, 2017; Clifton et al., 2016). Entretanto, o cenário brasileiro, carece de dados desagregados do AC e de viagens ao longo de toda área municipal, o que torna desafiador a coleta desses dados e a aplicação dos modelos em estimativas futuras.

Quanto ao ferramental, as modelagens mais utilizadas foram regressão linear múltipla e regressão binomial negativa. A maioria dos estudos prévios têm explorado relações globais, onde os efeitos são médios ou assumidos como constantes sobre a região estudada. A heterogeneidade espacial é provavelmente uma fonte importante de resultados inconsistentes entre os estudos empíricos (Feuillet et al., 2018).

Do ponto de vista metodológico, alguns estudos desenvolveram modelos para estimar simultaneamente a exposição da caminhada e os sinistros envolvendo pedestres (Lee et al., 2019; Lee, Abdel-Aty e Shah, 2019; Miranda-Moreno, Morency e El-Geneidy, 2011). Essa abordagem simultânea significa realizar uma modelagem em duas etapas, onde a primeira etapa consiste em estimar a exposição do pedestre a partir de características do AC e de outros fatores contribuintes. Na segunda etapa o valor modelado da exposição é inserido como variável preditora nas funções de desempenho da segurança viária. Em seguida, as modelagens integradas (exposição estimada) e não integrada (exposição observada) são comparadas. Lee et al. (2018) concluíram que a abordagem integrada apresentou melhores resultados que a não integrada.

Tabela 1: Relação entre as variáveis do ambiente construído e a exposição quantitativa de pedestres presente na literatura recente

Autor(es)/Ano	Propostas das Análises	Unidade Espacial de Análise	Variável de Exposição do Pedestre	Modelagem	Densidade	Diversidade	Desenho Urbano	Destinos Acessíveis	Distância ao Transporte Público
Miranda-Moreno, Morency e El-Geneidy (2011)	Influência do AC na ocorrência de sinistros	Interseção	Ln (Fluxo de Pedestres)	Regressão Log-linear	Densidade Populacional (+); Densidade de Empregos(-)		Porcentagem de vias arteriais e coletoras (-)	# de escolas (+)	# de paradas de ônibus (+); # de estações de metrô (+)
Ewing et al. (2016)	Variáveis que explicam o volume de pedestres	Bloco	Volume de Pedestres	Regressão binomial negativa	Densidade Populacional (+)	Índice de entropia (+)	Extensão média do bloco (+); Presença de mobiliário urbano (+); Proporção de fachada ativa (+)		
Lamíquiz e López-Domínguez (2015)	Associação entre AC e viagens de pedestres	Zonas de Análise de Tráfego e Bairros	Porcentagem de viagens a pé por vizinhança ou zona de análise de tráfego	Regressão linear múltipla e Sintaxe espacial		Razão entre empregos e população (+);		Acessibilidade (-); # de residentes + # de empregos + # de estudantes) /hectare (+);	
Clifton et al. (2016)	Modelo quatro etapas que representa melhor a atividade da caminhada	Zona de Análise de Pedestres (ZAP)	Pedestrian index of the environment (PIE)	Modelo quatro etapas			# de blocos dentro da zona; Extensão de calçadas contínuas; Extensão de vias com tráfego calmo	# de pessoas + # de empregos dentro de ¼ de milha; # de empresas de bairro dentro de ¼ de milha	# de paradas de transporte público ponderadas pela frequência
Larrañaga et al. (2016)	Revisão sobre índices de caminhabilida-de	Domicílio	# de viagens a pé/dia	Modelos logit ordenados			Densidade de Interseções de quatro aproximações (+)	Densidade de serviços e *shoppings* (+)	Frequência de ônibus (+)

Tabela 1: Continuação...

Autor(es)/Ano	Propostas das Análises	Unidade Espacial de Análise	Variável de Exposição do Pedestre	Modelagem	Densidade	Diversidade	Desenho Urbano	Destinos Acessíveis	Distância ao Transporte Público
Tian e Ewing (2017)	Modelo de geração de viagens a pé	Domicílio (buffer de rede viária)	Existência de viagem a pé (sim = 1, não = 0)	Regressão logística	(População + Emprego)/Área (+)		Densidade de Interseções (+); Qualidade da calçada (+)	Proporção de empregos durante 30 minutos de viagem (+)	Densidade de paradas de ônibus (+)
			# de viagens a pé dividido pelo # de domicílios	Regressão binomial negativa		Índice de entropia (+)	Predominância de tráfego calmo (+); Proporção de semáforos (-); Qualidade da calçada (+)	Proporção de empregos durante 20 minutos de viagem (+)	Densidade de paradas de ônibus (+)
Dhanani, Tarkhanyan e Vaughan (2017)	Modelo da demanda de pedestres	Cidade	Log (densidade de pedestres)	Regressão linear múltipla e Sintaxe Espacial	Densidade Populacional (+)	Índice de entropia (+)			
Lee, Abdel-Aty e Shah (2019)	Modelo de sinistros de trânsito	Interseção	# de viagens a pé	Modelo Tobit			Condições do pavimento (+); Largura de calçada (+); Presença de semáforo (+); Presença de barreira na calçada (+)	Presença de escolas (+)	# de usuários de ônibus
Feuillet et al. (2018)	Explora a variação espacial entre AC e caminhada	Setor Censitário	Horas caminhadas/semana	Modelo de regressão logística geograficamente ponderado	Densidade Populacional (+);	Índice de entropia (+)			
Lee et al. (2019)	Modelagem integrada da exposição e segurança viária	Cidade	Horas caminhadas	Regressão Linear Múltipla	Densidade Populacional (+)				
Park et al. (2019)	Relação entre qualidade do desenho viário e contagem de pedestres	Bloco	# médio de pedestres caminhando por bloco	Regressão binomial negativa		Porcentagem de uso de varejo (-)	Densidade de interseções (-); Extensão média do bloco (+)	Porcentagem de empregos em dez minutos de carro (+); Walk Scores (+)	Densidade de paradas de ônibus(+)
Hermida, Cordero e Orellana (2019)	Influência do AC no fluxo de pedestres	Segmento	# de pedestres caminhando na calçada	Regressão linear múltipla			Presença de semáforo (+); Presença de mobiliário urbano (+); Largura de calçada (+); Área de estacionamento (-)		# de paradas de ônibus (+)
Guzman, Peña e Carrasco (2020)	Modelo econométrico de Exposição dos Pedestres	Domicílio (buffer de 1 km)	Log (distância de caminhada)	Regressão Log-linear		Índice de entropia (-); Log (empregos/ população) (-)			
Yasmin et al. (2021)	Modelagem integrada da demanda e segurança viária de usuários não motorizados	Zona de Análise de Tráfego	# de viagens a pé com origem na zona	Regressão Hurdle Negativa Binomial (HNB)		Entropia (+);	Velocidade média da zona (-); Proporção de vias arteriais (+); Proporção de vias com três ou mais faixas (-); Extensão de calçada (+)		
			# de viagens a pé com destino na zona				Proporção de vias arteriais (+); Proporção de vias com três ou mais faixas (-); Extensão de calçada (+)	# de centros de: negócios, entretenimento, financeiros, recreação, shopping (+); # de restaurantes (-)	# de estações de transporte público (-)
Cheng et al. (2021)	Relação entre AC e caminhada	Cidade	Minutos de caminhada	Modelo de regressão geograficamente ponderado	Densidade Populacional (-) e (+)	Índice de entropia (-) e (+)		Distância ao parque mais próximo (-); Distância ao salão de jogos mais próximo (+)	# de paradas de ônibus (+)

Quanto à variável de exposição quantitativa do pedestre, as mais utilizadas nos estudos da Tabela 1 foram densidade de pedestres, número de viagens a pé e duração da viagem a pé. As coletas das variáveis de exposição provêm principalmente de bancos de dados de viagens domiciliares nacionais ou dos departamentos de trânsito da cidade. Outras variáveis de exposição como fluxo, volume de pedestres e tempo da caminhada são coletadas em campo ou através de questionários. Lee et al. (2019) compararam três tipos de variáveis de exposição do pedestre: número de viagens a pé, extensão da caminhada e duração da viagem a pé. Através de modelos de regressão do tipo binomial negativa foi selecionado o número de horas da viagem a pé devido ao melhor ajuste em relação a predição das fatalidades de pedestres. Clifton et al. (2016) utilizou como variável de exposição um índice - *Pedestrian Index of the Environment* (PIE), por conta disso, os sinais não estão presentes na Tabela 1.

Cheng et al. (2021) buscaram compreender melhor a relação entre AC e tempo de caminhada dos adultos mais velhos levando em conta que as correlações podem variar entre positivas e negativas dependendo do local, com isso, intervenções com foco nos pedestres podem ser efetivas apenas em certas áreas em função do AC. Para isso, os pesquisadores aplicaram um modelo de RGP em distritos da cidade chinesa de Naijing. Os resultados indicaram que a densidade populacional e o índice de entropia foram positivos em algumas áreas e negativos em outras. O sinal positivo indicava que a variável do AC aumentava o tempo de caminhada, enquanto o negativo reduzia tal tempo.

As variáveis do AC mais utilizadas de acordo com cada dimensão foram para densidade, densidade populacional; para a diversidade, o índice de entropia e a razão entre empregos e população. Quanto ao desenho, densidade de interseções, densidade de semáforos e características de qualidade da calçada como presença de calçada, largura da calçada, extensão contínua da calçada. Na dimensão de destinos acessíveis tem-se o número de escolas, a proporção de empregos dentro de um tempo percorrido por determinado modo e o número de diferentes usos do solo na área de estudo. Por fim, a distância ao transporte público foi mais representada pela densidade de paradas e estações de transporte público.

3. MÉTODO

3.1. Banco de dados de viagens e variável dependente

Este estudo utilizou dados de viagem referidos ao ano de 2019, obtidos a partir da pesquisa domiciliar realizada pela Secretaria Municipal de Infraestrutura de Fortaleza (SEINF) para a elaboração do Plano de Acessibilidade Sustentável de Fortaleza (PAS/FOR). Deste banco de dados foram extraídas as viagens pelo modo a pé nas 253 zonas definidas pelo PAS/FOR. As viagens a pé correspondem a cerca de 27% das viagens totais realizadas em um dia útil na cidade de Fortaleza. A zona que não apresentou viagens a pé consiste em uma reserva florestal. A variável dependente utilizada foi o logaritmo natural (ln) da densidade de viagens a pé para cada zona. O logaritmo foi utilizado para atender a premissa de que a variância dos dados observados fosse compatível com a variância do modelo normal. A densidade de viagens a pé corresponde ao somatório das viagens a pé produzidas, atraídas e intrazonais divididas pela área da zona.

3.2. Banco de dados do ambiente construído

As informações do AC georreferenciadas foram obtidas de diferentes bancos de dados e a estrutura da coleta de suas variáveis ao nível de zonas de tráfego foi baseada nas cinco dimensões definidas por Ewing e Cervero (2010) e Cervero e Kockelman (1997). A consolidação de todos os dados em uma única base foi obtida utilizando o *software* Qgis. A seguir são apresentadas cada uma das cinco dimensões do AC, as variáveis e os bancos de dados utilizados para compor tais dimensões.

A densidade é uma das dimensões mais conhecidas e utilizadas na literatura do AC e é sempre medida como a variável de interesse por unidade de área (Ewing e Cervero, 2010). As variáveis de interesse podem ser: população, domicílios, emprego, área construída, entre outros. Os dados para compor a densidade das 253 zonas de tráfego de Fortaleza como a população e número de empregos foram obtidos pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e pela Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) e Comissão Nacional de Classificação (CONCLA), respectivamente.

As medidas de diversidade referem-se ao número de diferentes tipos de uso do solo em uma determinada área (Ewing e Cervero, 2010). O uso do solo foi disponibilizado pela Secretaria Municipal das Finanças de Fortaleza (SEFIN) apresentando os seguintes tipos de uso: agricultura, comercial, comunicação, esportivo, lazer, hotelaria, industrial, institucional, educação, serviços, religioso, residencial, saúde e transporte. Para a diversidade é calculada a entropia por todos os tipos de uso do solo e a entropia comercial e residencial.

A Equação 1 mostra a fórmula geral para o índice de entropia (Song, Merlin e Rodriguez, 2013) que pode ser adaptada para diferentes níveis de agregação:

$$ENTROPIA = \frac{-\left[\sum_{j=1}^{k} P_j * ln\, P_j\right]}{\ln(k)} \quad (1)$$

onde P_j é a porcentagem de cada tipo de uso do solo *j* na zona e *k* é o número de tipos de uso do solo *j*. Um valor de entropia igual a zero consiste em um único tipo de uso do solo na zona e o valor 1 indica que todos os tipos de uso do solo são igualmente distribuídos.

O desenho urbano se refere às características da rede viária e a qualidade do ambiente para caminhada (Larrañaga et al., 2016). A extensão das vias, classificação funcional, a localização das interseções e a presença de semáforos foram obtidas da Autarquia Municipal de Trânsito (AMC), órgão que gerencia o trânsito no município. As medidas de desenho testadas quanto à classificação viária foram: a proporção de vias arteriais, coletoras e locais dentro da zona. Quanto à infraestrutura urbana avaliou-se: o número de semáforos por extensão de via da zona, o número de interseções por extensão, interseções por área e extensão de via total da zona por área.

Os destinos acessíveis medem a facilidade de acesso dos pedestres às suas atividades (emprego, educação, saúde e compras/lazer) (Larrañaga et al., 2016; Cervero et al., 2009). As medidas utilizadas para os destinos acessíveis foram: número de escolas por área, número de igrejas por área, número de postos de saúde por área e a distância até cada um desses estabelecimentos. O número de escolas foi disponibilizado pela Secretaria Municipal da Educação (SME) e os postos de saúde pela Secretaria Municipal da Saúde (SMS).

Bairros com menor distância ao transporte público podem facilitar a caminhada entre os usuários deste meio de transporte, promovendo um ambiente acessível e uma maior sensação de segurança na utilização do modo a pé (Cheng et al., 2021; Larrañaga et al., 2016). As medidas para representar a distância ao transporte público foram o número de paradas de ônibus/área, distância do centroide da zona até a parada de ônibus mais próxima e o tempo a pé da residência até a estação de ônibus ou metrô. O número de paradas de ônibus foi obtido pela Empresa de Transporte Urbano de Fortaleza (ETUFOR) e o tempo a pé foi conseguido a partir de entrevista entre o domicílio e a chegada na parada de ônibus ou estação do metrô a partir de dados do PAS/FOR.

3.3. Modelos geoponderados

A regressão linear clássica (global) assume que as relações avaliadas no modelo são constantes ao longo do espaço. Essa suposição é relaxada nos modelos de regressão geograficamente ponderados (RGP), permitindo que os parâmetros variem espacialmente (Fotheringham, Brunsdon e Charlton, 2002). Supondo que haja $\boldsymbol{n}$ observações, a regressão geograficamente ponderada é dada pela Equação 2:

$$y_i = \sum_{j=0}^{m} \beta_j(u_i, v_i) x_{ij} + \varepsilon_i, \boldsymbol{i} \in \{\mathbf{1}, \mathbf{2}, \dots, \boldsymbol{n}\} \quad (2)$$

onde x_{ij} é a j-ésima variável preditora, (u_i, v_i) são as coordenadas x e y do ponto de observação i (centroides das zonas), os coeficientes β_j são os parâmetros do modelo assumidos como funções de localizações geográficas denotadas por $\beta_j(u_i, v_i)$.

A RPG permite a incorporação de informações de localização espacial dos dados e produz uma estimativa para cada ponto da amostra usando o método dos mínimos quadrados ponderados localmente (Fotheringham, Brunsdon e Charlton, 2002). O esquema de ponderação consiste em selecionar uma função *kernel* e um parâmetro de largura de banda que indique a relação entre peso e proximidade. O parâmetro de largura de banda define a escala na qual os processos espaciais do modelo variam. Na RGP as larguras de banda para cada variável independente são assumidas como iguais, o que restringe as relações locais dentro de cada modelo a variar na mesma escala espacial (Yu et al., 2020; Fotheringham, Yang e Kang, 2017).

A RGPME é uma extensão do modelo RGP e permite a variação das larguras de banda para cada variável independente. O modelo RGPME proposto é definido pela Equação 3:

$$y_i = \sum_{j=0}^{m} \beta_{bwj}(u_i, v_i) x_{ij} + \varepsilon_i \quad (3)$$

onde bwj em β_{bwj} indica a largura de banda usada para a calibração da j-ésima condição relacional.

Para permitir as múltiplas escalas espaciais dos coeficientes do modelo, a RGPME seleciona uma largura de banda exclusiva para cada variável preditora. Neste trabalho, o *kernel* gaussiano é utilizado para construir a matriz de ponderação espacial. Este *kernel* é configurado para interagir de forma adaptativa com um determinado número de vizinhos mais próximos (Lyu et al., 2020). O *kernel* gaussiano adaptativo é dado pela Equação 4:

$$w_{ij} = \begin{cases} exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right), se\ d_{ij} < h_i \\ 0, outro \end{cases} \quad (4)$$

onde d_{ij} mede a distância entre duas coordenadas de pontos (u_i, v_i) e (u_j, v_j), h_i é a maior distância do ponto observado (centroide da zona) até seus vizinhos, ou seja, a largura de banda.

3.4. Seleção das variáveis preditoras e comparação entre os modelos

As variáveis preditoras utilizadas para estimar a exposição dos pedestres foram selecionadas baseadas na literatura existente reportadas na revisão deste artigo, no método e na disponibilidade dos dados.

Foram construídos três modelos de regressão: um modelo de regressão linear global (RLG), não espacial e dois modelos espaciais locais: o modelo de RGP e o modelo de RGPME. O modelo global foi obtido utilizando o *software* R Studio e os modelos RGP e RGPME foram calculados com o *software* MGWR 2.2.

Dois foram os critérios iniciais para a seleção das variáveis preditoras: (i) a correlação desta com a variável dependente estar acima de 0,2 e (ii) e o fator de inflação de variância (VIF) ser menor do que 10 indicando baixa multicolinearidade entre as variáveis independentes (Dhanani, Tarkhanyan e Vaughan, 2017; Wang e Chen, 2017).

Após a aplicação destes critérios, as variáveis preditoras para o modelo de RLG foram selecionadas através do método *stepwise* no *software* R. Já a calibração dos modelos espaciais seguiu um processo sequencial de inserção de variáveis, tendo o modelo inicial a variável de maior correlação. Esse processo sequencial baseia-se na comparação entre os valores do Critério de Informação de Akaike Corrigido (AICc) do modelo mais simples com o imediatamente mais complexo (com uma variável adicional). A variável que, ao ser acrescentada, resultasse na redução do valor do AICc e que fosse significativa, com nível de significância de 90% em pelos 80% das zonas seria a próxima a ser incluída no modelo. O processo é repetido até que todas as variáveis significativas sejam testadas. Para determinar se a redução do AICc foi significativa, adotou-se o critério de Nakaya et al. (2005), que orienta: se a diferença no valor do AICc entre dois modelos for menor ou igual a 2 não há diferença significativa no desempenho dos dois modelos.

Após a seleção das variáveis, os três modelos de regressão foram comparados através dos seguintes critérios: (i) menor AICc, (ii) menor Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE) e (iii) ausência de dependência espacial através do Índice de Moran (I_Moran).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 2 mostra as estatísticas descritivas, correlação e VIF da variável dependente e das preditoras usadas na estimação dos modelos. Algumas das variáveis foram calculadas como taxas e densidades com intuito de levar em consideração o tamanho das zonas.

As estimativas da regressão não espacial (global) e dos modelos espaciais locais (geoponderados) estão na Tabela 3, sendo que para estes últimos são apresentadas as estatísticas descritivas dos valores médio, mínimo e máximo dos coeficientes além da

largura de banda (bw). Observa-se que os sinais dos coeficientes das variáveis significativas são os mesmos em todas as zonas. Mudanças de sinais dos coeficientes de uma variável são comuns nos modelos geoponderados, podendo ser ocasionada pela não significância da variável em outra região. As variáveis preditoras dos dois modelos geoponderados, foram significativas em todas as 253 zonas de tráfego.

Comparando as medidas de ajuste dos três modelos, presentes na Tabela 3, observa-se que o modelo RGP apresentou os piores ajustes para os critérios do AICc e REMQ, seguidos pelo modelo global e pelo RGPME. Uma justificativa para a RGPME ter apresentado um melhor desempenho que a RGP se deve a maior flexibilidade na determinação da largura de banda (bw), já que é possível determinar uma largura ótima para cada variável independente, o que torna o modelo geoponderado mais eficiente. Por conta disso, a RGPME ficou com cinco variáveis independentes significativas no modelo final e um melhor ajuste, enquanto a RGP com somente duas variáveis, apresentou um pior ajuste.

Tabela 2: Descrição e estatística descritiva das variáveis

Dimensão	Descrição	Variável	Média	Mín.	Máx.	Desvio Padrão	Coef. correlação	VIF
Variável Dependente	Ln (número de viagens a pé dentro da zona/ área total da zona).	lnVPE_KM2	8,77	0,00	10,61	1,29	1,00	4,45
Densidade	População da zona dividida pela área da zona em km^2 (*10^4).	DEN_POP	21.098	423,76	62.101	11.394	0,68	2,61
Diversidade	Entropia comercial e residencial.	ENT_CR	0,48	0,01	0,92	0,26	0,46	2,54
Desenho Urbano	Extensão total de vias/área total da zona.	EXT_AREA	14,47	0,00	36,95	5,98	0,63	6,39
	# interseções/área da zona em km^2.	DEN_INT	713,74	4,90	1.730	374,72	0,64	6,78
Destinos Acessíveis	# escolas/área da zona.	DEN_ESCO	0,24	0,00	2,20	2,66	0,32	1,60
	Distância do centroide da zona até o posto de saúde mais próximo em quilômetros.	DIST_SAUD	0,56	0,02	3,34	0,38	-0,60	1,91
	Distância do centroide da zona até a igreja mais próxima em quilômetros.	DIST_IGRE	0,32	0,02	1,23	0,23	-0,53	1,73
Distância ao Transporte Público	Tempo a pé em minutos da origem das viagens em uma zona até o seu primeiro modo de transporte (ônibus ou metrô).	TPE_MIN	1,20	0,17	10,00	0,70	-0,52	1,62
	Distância do centroide da zona até a parada de ônibus mais próxima em quilômetros.	DIST_ONI	0,18	0,00	1,33	0,16	-0,56	2,05
	Número de paradas de ônibus/área total da zona.	P_ONI	20,2	0,00	74,24	11,00	0,52	1,88

Tabela 3: Resultados dos modelos global, RGP e RGPME

	Modelo	Modelo RGP				Modelo RGPME			
Variável	**Global**	**Média**	**Mín.**	**Máx.**	**bw**	**Média**	**Mín.**	**Máx.**	**bw**
INTERCEPTO	9,00	8,24	7,18	8,97	145	8,84	8,81	8,86	252
DEN_POP	3,98e -5	5,48 e-5	2,79 e-5	9,79 e-5	145	2,96 e-5	2,20 e-5	3,89 e-5	90
EXT_AREA	-	-	-	-		0,03	0,03	0,03	252
DEN_ESCO	0,35	-	-	-					
DIST_SAUD	-0.83	-0,96	-1,51	-0,54	145	-0,63	-0,66	-0,59	252
DIST_ONI	-1,23	-	-	-		-1,15	-2,37	-0,11	161
P_ONI	0,01	-	-	-					
TPE_MIN	-0,61	-	-	-		-0,46	-1,01	-0,28	43
AICc	504,036				590,277				425,961
REMQ	0,634				0,733				0,499
I_Moran	0,216				0,013				0,018
p-valor	0,001				0,294				0,265

Nível de significância de 90%.

Foi utilizado o Índice de Moran para examinar a autocorrelação espacial entre os resíduos dos modelos. O Índice de Moran do modelo global foi 0,216, indicando uma dependência espacial nos resíduos do modelo. Já para os dois modelos geoponderados, o mesmo índice apresentou valores da autocorrelação espacial significativamente nulos, indicando que os resíduos destes modelos são aleatórios.

A Figura 1 apresenta os resíduos dos modelos desenvolvidos em função dos valores preditos para a variável dependente (lnVPE_KM2). Os modelos espaciais (RGP e RGPME) apresentam uma menor dispersão dos resíduos quando comparados ao modelo global. O modelo de RGP apresenta um *outlier* no valor do erro de -6,74, sendo a zona correspondente ao Parque Ecológico onde na pesquisa O/D apresentou zero viagens a pé. Observa-se que o modelo RGPME além da baixa dispersão dos resíduos também eliminou o *outlier* observado no RGP. Tais resultados indicam que a especificação do modelo RGPME foi mais eficiente quanto ao ajuste do modelo e na redução da autocorrelação espacial.

As variáveis preditoras do modelo final da RGPME foram: densidade populacional (DEN_POP), extensão de vias da zona por área da zona (EXT_AREA), distância do centro da zona a pé até o posto de saúde mais próximo (DIST_SAUD), distância do centro da zona a pé até a parada de ônibus mais próxima (DIST_ONI) e tempo a pé da origem da viagem até o ponto de ônibus ou estação de metrô (TPE_MIN).

Os resultados mostraram que quanto maior a densidade populacional maior o número de viagens a pé por área, corroborando com os achados de outros autores que utilizaram variáveis similares para a exposição dos pedestres (Miranda-Moreno, Morençy e El-Geneidy, 2011; Larrañaga et al., 2016). Em relação a variável quilometragem total de vias por área (EXT_AREA) acredita-se que quanto maior a densidade de vias, menores serão as distâncias entre origem/destino das viagens a pé, pois aumenta-se o número de caminhos/rotas disponíveis para o pedestre. A EXT_AREA apresentou correlação positiva com densidade de viagens a pé e os valores dos seus coeficientes foram consideravelmente homogêneos ao longo das zonas de tráfego e isso também está refletido na sua extensa largura de banda (bw = 252).

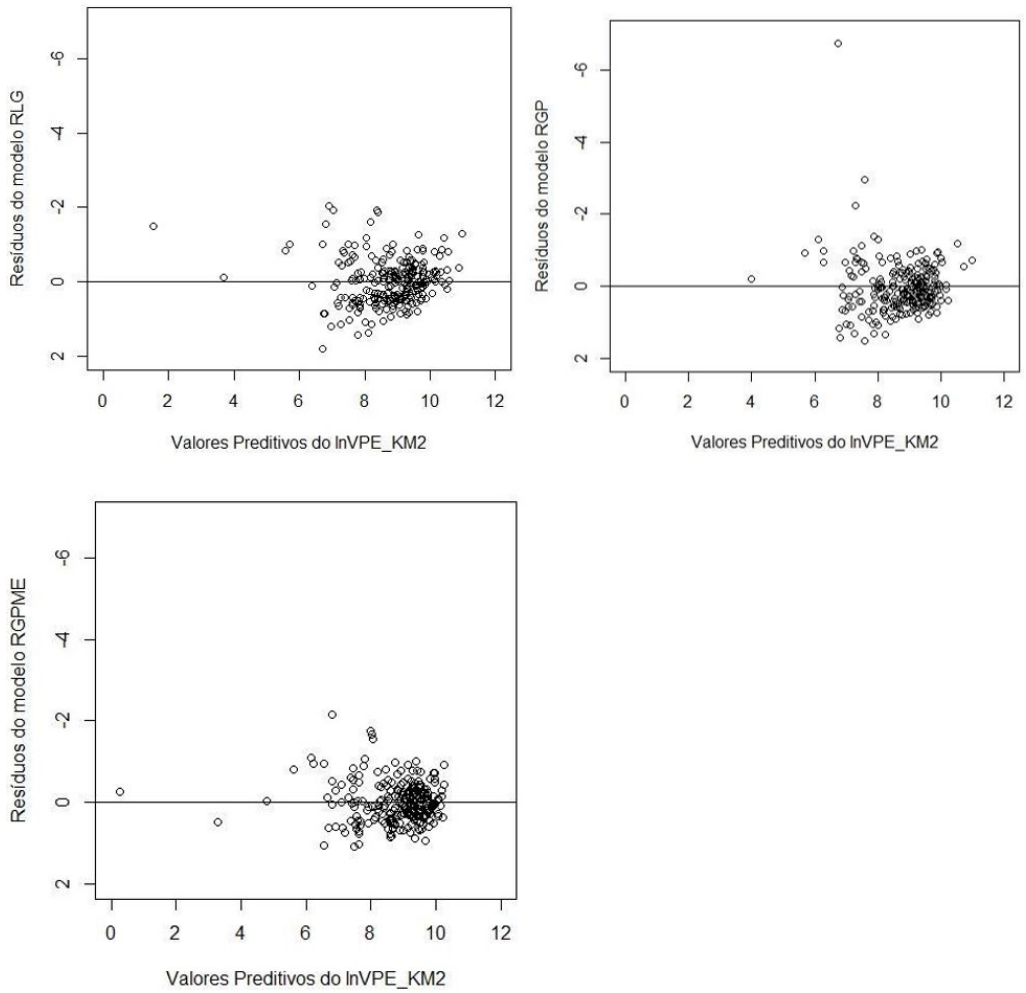


Figura 1. Distribuição espacial dos resíduos dos modelos de RLG (a), de RGP (b) e de RGPME (c).

Áreas com menores distâncias aos serviços (educação, saúde, compra, lazer) apresentaram na literatura uma maior exposição de pedestres (Tian e Ewing, 2017; Park et al., 2019; Cheng et al., 2021). Tal relação também foi observada no presente estudo, onde a variável distância do centroide da zona até o posto de saúde mais próximo (DIST_SAUDE) foi negativa, indicando que quanto maior a distância ao posto de saúde, menor o incentivo às viagens a pé.

A dimensão distância ao transporte público apresentou duas variáveis significativas sendo elas: tempo em minutos para chegar até a parada de ônibus/metrô a partir da origem da viagem (TPE_MIN) e distância do centroide da zona até a parada de ônibus mais próxima (DIST_ONI). Os coeficientes do modelo destas variáveis foram negativos significando que maiores distâncias e tempos a serem percorridos até a infraestrutura de transporte público são um desincentivo à caminhada.

Por fim, ressalta-se que por conta da banda flexível, o modelo RGPME permite verificar se futuras intervenções baseadas nos estimadores das variáveis preditoras devem ser avaliadas em escala local, regional ou global. Por exemplo, a variável TPE_MIN, que tem largura de banda igual 46 vizinhos tem um aspecto mais local, a DIST_ONI (bw = 161) mais regional e a EXT_AREA e DIST_SAU mais global (bw = 252).

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo buscou estimar a exposição quantitativa de pedestres levando em consideração que mais pedestres circulando ou mais viagens a pé aumentam a chance de sofrer um sinistro de trânsito. A variável que representou a exposição de pedestres em zonas de tráfego foi o logaritmo natural da densidade de viagens a pé. O artigo investigou o uso de três modelos para estimar a exposição: a regressão linear global, a regressão geograficamente ponderada (RGP) e a recente abordagem da regressão geograficamente ponderada de múltiplas escalas (RGPME) a partir de variáveis do ambiente construído em Fortaleza.

Os dois modelos espaciais foram capazes de capturar a heterogeneidade espacial entre a densidade de viagens a pé e as variáveis do ambiente construído. O modelo com a variação de múltiplas escalas apresentou a menor raiz do erro médio quadrático, menor critério de Informação de Akaike Corrigido (AICc) quando comparado aos demais. Uma análise espacial dos resíduos comprovou que a especificação do modelo de regressão geograficamente ponderado de múltiplas escalas é mais eficiente quanto o ajuste do modelo e na redução da autocorrelação espacial.

O modelo de regressão geograficamente ponderado foi mais limitado nas estimativas da densidade de pedestres devido ao uso de uma única largura de banda, indicando baixa flexibilidade quando comparado ao modelo de múltiplas escalas. Isto resultou na presença de um *outlier* e na existência de apenas duas variáveis do ambiente construído para estimar as viagens a pé. Já a mudança da largura de banda por variável independente no modelo de múltiplas escalas resultou em resíduos menos dispersos e ausência de *outliers*.

Os resultados do modelo de múltiplas escalas indicaram que a densidade de viagens a pé realizadas em Fortaleza é impulsionada pela densidade populacional, pela razão entre a extensão de vias e a área da zona, pela distância do centro da zona até o posto de saúde mais próximo, pela distância do centro da zona até o ponto de ônibus mais próximo e pelo tempo a pé do início da viagem até a estação de ônibus ou metrô mais próxima. Tais variáveis preditoras foram capazes de estimar com boa precisão a exposição quantitativa dos pedestres. Os coeficientes foram intuitivos e todos os modelos apresentaram os mesmos sinais para as mesmas variáveis. Maiores tempos de caminhada ou distâncias a pé provocaram uma redução da densidade de viagens a pé, enquanto a densidade populacional e a medida de conectividade representada pela razão entre a extensão das vias e a área da zona aumentaram a densidade de viagens a pé. Futuras intervenções baseadas na conectividade e na distância a postos de saúde devem ser avaliadas em nível global, densidade populacional e tempo a pé até o ponto de ônibus mais próximo em nível regional. Escalas de influência menores como o tempo a pé em minutos até a estação mais próxima indicam que sua variação é relativamente mais significativa ao longo do espaço e devem ser analisadas em nível local.

Os resultados do melhor modelo foram significativos para todas as zonas. O presente estudo apoia o uso da regressão geograficamente ponderada de múltiplas escalas para estimação da densidade de viagens a pé em zonas de tráfego como uma ferramenta promissora para o planejamento de áreas urbanas que promova a atração de pedestres diminuindo os efeitos de problemas comuns de dados agregados.

Limitações do estudo estão associadas a dificuldade de coleta em dados do ambiente construído apesar de tais dados não mudarem bastante ao longo do tempo. Apenas uma

medida da dimensão do desenho urbano sozinha não é suficiente para promover a caminhada. Outros elementos do desenho urbano associados à qualidade do trajeto percorrido como largura de calçadas, ilhas de refúgio, iluminação pública, condições do pavimento e segurança pública devem ser consideradas ao projetar espaços destinados ao pedestre. Logo, recomenda-se, o desenvolvimento de métricas ou ferramentas capazes de avaliar a qualidade do desenho urbano para a circulação de pedestres em áreas urbanas.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com o apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq, Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (Funcap) e Prefeitura Municipal de Fortaleza pela disponibilização dos dados da pesquisa domiciliar presentes no Plano de Acessibilidade Sustentável de Fortaleza – PAS/FOR.

REFERÊNCIAS

Amoh-Gyimah, R.; M. Saberi e M. Sarvi (2016) Macroscopic modeling of pedestrian and bicycle crashes: a cross-comparison of estimation methods. *Accident; Analysis and Prevention*, v. 93, p. 147-159. DOI: 10.1016/j.aap.2016.05.001. PMid:27209153.

Cervero, R. e K. Kockelman (1997) Travel demand and 3D's: density, diversity and design. *Transportation Research Part D, Transport and Environment*, v. 2, n. 3, p. 199-219. DOI: 10.1016/S1361-9209(97)00009-6.

Cervero, R.; O.L. Sarmiento; E. Jacoby et al. (2009) Influences of built environments on walking and cycling: lessons from Bogotá. *International Journal of Sustainable Transportation*, v. 3, n. 4, p. 203-226. DOI: 10.1080/15568310802178314.

Cheng, L.; K. Shi; J. De Vos et al. (2021) Examining the spatially heterogeneous effects of the built environment on walking among older adults. *Transport Policy*, v. 100, p. 21-30. DOI: 10.1016/j.tranpol.2020.10.004.

Clifton, K.J.; P.A. Singleton; C.D. Muhs et al. (2016) Representing pedestrian activity in travel demand models: framework and application. *Journal of Transport Geography*, v. 52, p. 111-122. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2016.03.009.

Dhanani, A.; L. Tarkhanyan e L. Vaughan (2017) Estimating pedestrian demand for active transport evaluation and planning. *Transportation Research Part A, Policy and Practice*, v. 103, p. 54-69. DOI: 10.1016/j.tra.2017.05.020.

Dong, N.; F. Meng; J. Zhang et al. (2020) Towards activity-based exposure measures in spatial analysis of pedestrian–motor vehicle crashes. *Accident; Analysis and Prevention*, v. 148, p. 105777. DOI: 10.1016/j.aap.2020.105777. PMid:33011425.

Ewing, R. e R. Cervero (2010) Travel and built environment. *Journal of the American Planning Association*, v. 76, n. 3, p. 265-294. DOI: 10.1080/01944361003766766.

Ewing, R.; A. Hajrasouliha; K.M. Neckerman et al. (2016) Streetscape features related to pedestrian activity. *Journal of Planning Education and Research*, v. 36, n. 1, p. 5-15. DOI: 10.1177/0739456X15591585.

Feuillet, T.; H. Commenges; M. Menai et al. (2018) A massive geographically weighted regression model of walking-environment relationships. *Journal of Transport Geography*, v. 68, p. 118-129. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2018.03.002.

Fotheringham, A.S.; C. Brunsdon e M. Charlton (2002) *Geographically Weighted Regression: the Analysis of Spatially Varying Relationships*. Chichester: John Wiley & Sons.

Fotheringham, A.S.; W. Yang e W. Kang (2017) Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR). *Annals of the Association of American Geographers*, v. 107, n. 6, p. 1247-1265. DOI: 10.1080/24694452.2017.1352480.

Gehl, J. (2010) *Cities for People*. Washington: Island Press.

Guzman, L.A.; J. Peña e J.A. Carrasco (2020) Assessing the role of the built environment and sociodemographic characteristics on walking travel distances in Bogotá. *Journal of Transport Geography*, v. 88, p. 102844. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2020.102844.

Hermida, C.; M. Cordero e D. Orellana (2019) Analysis of the influence of urban built environment on pedestrian flow in an intermediate-sized city in the Andes of Ecuador. *International Journal of Sustainable Transportation*, v. 13, n. 10, p. 777-787. DOI: 10.1080/15568318.2018.1514445.

Lamíquiz, P. e J. López-Domínguez (2015) Effects of built environment on walking at the neighbourhood scale. A new role for street networks by modelling their configurational accessibility. *Transportation Research Part A, Policy and Practice*, v. 74, p. 148-163. DOI: 10.1016/j.tra.2015.02.003.

Larrañaga, A.M.; L.I. Rizzi; J. Arellana et al. (2016) The influence of built environment and travel attitudes on walking: a case study of Porto Alegre, Brazil. *International Journal of Sustainable Transportation*, v. 10, n. 4, p. 332-342. DOI: 10.1080/15568318.2014.933986.

Lee, J.; M. Abdel-Aty e I. Shah (2019) Evaluation of surrogate measures for pedestrian trips at intersections and crash modeling. *Accident; Analysis and Prevention*, v. 130, p. 91-98. DOI: 10.1016/j.aap.2018.05.015. PMid:29859623.

Lee, J.; M. Abdel-Aty; H. Huang et al. (2019) Transportation safety planning approach for pedestrians: an integrated framework of modeling walking duration and pedestrian fatalities. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, v. 2673, n. 4, p. 898-906. DOI: 10.1177/0361198119837962.

Lee, J.; M. Abdel-Aty; Q. Cai et al. (2018) Integrated modeling approach for non- motorized mode trips and fatal crashes in the framework of transportation safety planning. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, v. 2672, n. 32, p. 49-60. DOI: 10.1177/0361198118772704.

Lyu, C.; X. Wu; Y. Liu et al. (2020) Exploring multi-scale spatial relationship between built environment and public bicycle ridership. *Journal of Transport and Land Use*, v. 13, n. 1, p. 447-467. DOI: 10.5198/jtlu.2020.1568.

Merlin, L.A.; E. Guerra e E. Dumbaugh (2020) Crash risk, crash exposure, and the built environment: a conceptual review. *Accident; Analysis and Prevention*, v. 134, p. 105244. DOI: 10.1016/j.aap.2019.07.020. PMid:31405515.

Miranda-Moreno, L.F.; P. Morency e A.M. El-Geneidy (2011) The link between built environment, pedestrian activity and pedestrian–vehicle collision occurrence at signalized intersections. *Accident; Analysis and Prevention*, v. 43, n. 5, p. 1624-1634. DOI: 10.1016/j.aap.2011.02.005. PMid:21658488.

Nakaya, T.; A.S. Fotheringham; C. Brunsdon et al. (2005) Geographically weighted Poisson regression for disease association mapping. *Statistics in Medicine*, v. 24, n. 17, p. 2695-2717. DOI: 10.1002/sim.2129. PMid:16118814.

Park, K.; R. Ewing; S. Sabouri et al. (2019) Street life and the built environment in an auto-oriented US region. *Cities*, v. 88, p. 243-251. DOI: 10.1016/j.cities.2018.11.005.

Song, Y.; L. Merlin e D. Rodriguez (2013) Comparing measures of urban land use mix. *Computers, Environment and Urban Systems*, v. 42, p. 1-13. DOI: 10.1016/j.compenvurbsys.2013.08.001.

Stoker, P.; A. Garfinkel-Castro; M. Khayesi et al. (2015) Pedestrian safety and the built environment: a review of the risk factors. *Journal of Planning Literature*, v. 30, n. 4, p. 377-392. DOI: 10.1177/0885412215595438.

Sze, N.N.; J. Su e L. Bai (2019) Exposure to pedestrian crash based on household survey data: effect of trip purpose. *Accident; Analysis and Prevention*, v. 128, p. 17-24. DOI: 10.1016/j.aap.2019.03.017. PMid:30954782.

Tian, G. e R. Ewing (2017) A walk trip generation model for Portland, OR. *Transportation Research Part D, Transport and Environment*, v. 52, p. 340-353. DOI: 10.1016/j.trd.2017.03.017.

Torun, A.Ö.; K. Göçer; D. Yesiltepe et al. (2020) Understanding the role of urban form in explaining transportation and recreational walking among children in a logistic GWR model: a spatial analysis in Istanbul, Turkey. *Journal of Transport Geography*, v. 82, p. 102617. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2019.102617.

Wang, C.-H. e N. Chen (2017) A geographically weighted regression approach to investigating the spatially varied built-environment effects on community opportunity. *Journal of Transport Geography*, v. 62, p. 136-147. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2017.05.011.

Yasmin, S.; T. Bhowmik; M. Rahman et al. (2021) Enhancing non-motorist safety by simulating trip exposure using a transportation planning approach. *Accident; Analysis and Prevention*, v. 156, p. 106128. DOI: 10.1016/j.aap.2021.106128. PMid:33915343.

Yu, H.; A.S. Fotheringham; Z. Li et al. (2020) On the measurement of bias in geographically weighted regression models. *Spatial Statistics*, v. 38, p. 100453. DOI: 10.1016/j.spasta.2020.100453.