

MODELAGEM ESTATÍSTICA DOS ACIDENTES DE TRÂNSITO NA CIDADE DO RIO DE JANEIRO COM EMPREGO DE SISTEMA DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS

Marcos de Meneses Rocha

Programa de Engenharia de Transportes – COPPE/UFRJ
Sala I-244 Bloco I, Centro de Tecnologia, Cidade Universitária – Rio de Janeiro, Brasil.
menesesrocha@yahoo.com.br

Carlos David Nassi

Programa de Engenharia de Transportes – COPPE/UFRJ
Sala I-244 Bloco I, Centro de Tecnologia, Cidade Universitária – Rio de Janeiro, Brasil.
nassi@pet.coppe.ufrj.br

RESUMO

As mortes por acidentes de transportes terrestres (ATT) são a maior causa de morte na população mundial entre 15 e 29 anos, sendo que o Brasil consta como o 5º país com maior quantidade de acidentes de trânsito no mundo. Nesse contexto, o presente trabalho busca empregar técnicas de análise espacial em ambiente de Sistema de Informações Geográficas (SIG) visando compreender a distribuição espacial de acidentes, gerar novas variáveis explicativas e testá-las em três tipos de modelos: modelos de regressão multivariada, modelos de regressão espacial Spatial Autoregressive (SAR) e modelos lineares generalizados. A área de estudo utilizada foi a zona Sul da cidade do Rio de Janeiro, sendo que os dados foram agregados em regiões denominadas zonas de tráfego. Adotou-se como variável dependente a densidade de acidentes de trânsito registrados pela Polícia Militar do Estado do Rio de Janeiro no ano de 2008 em cada zona de tráfego. As variáveis explicativas utilizadas na modelagem são os dados estatísticos obtidos do censo demográfico de 2000, bem como dados gerados no SIG, como comprimento das vias, largura das vias e número de interseções. O modelo que se mostrou mais adequado foi o modelo linear generalizado com a distribuição binomial negativa. As variáveis explicativas que se mostraram mais representativas foram a densidade de trechos de vias e a densidade de vias do tipo arterial primária em cada zona de tráfego. PALAVRAS-CHAVE: acidentes de trânsito, modelagem estatística, sistema de informações geográficas, estatística espacial.

1. INTRODUÇÃO

Atualmente, o Brasil consta como um dos grandes mercados de automóveis do mundo com uma produção de automóveis que bate recordes a cada ano. Por outro lado, a quantidade e a gravidade de acidentes de transporte terrestre vem causando grandes prejuízos materiais e sociais para o país, o que vem feito com que o mesmo já seja tratado como uma epidemia.

Segundo o relatório da Organização das Nações Unidas sobre estado global da segurança viária (WHO, 2009), as mortes por acidentes de trânsito são a maior causa de morte na população entre 15 e 29 anos e serão a 5ª maior causa de morte no mundo considerando todas as idades em 2030, sendo que o Brasil consta como o 5º país com maior quantidade de acidentes de trânsito no mundo. No Brasil, a partir de informações de inquérito obtidas pelo Ministério da Saúde sobre violências e acidentes no Brasil, verificou-se que os acidentes provocados pelo trânsito foram responsáveis pela segunda maior quantidade de atendimentos por acidentes em unidades de saúde do Brasil, perdendo somente para as quedas, impactando sobremaneira nos custos de saúde.

Tendo em vista tal realidade, a Organização das Nações Unidas elegeu o período de 2011-2020 como sendo a Década de Ação pelo Trânsito Seguro, na qual governos de todo o mundo se comprometem a tomar novas medidas para prevenir os acidentes no trânsito. No Brasil, o governo

brasileiro vem realizando diversas ações, dentre as quais lançou o Projeto Vida no Trânsito, onde se busca, dentre outros objetivos, o de identificar fatores de riscos e grupos de vítimas mais vulneráveis a acidentes de transportes terrestres (ATT).

Nesse contexto, o presente artigo busca trazer subsídios para a melhor compreensão da distribuição espacial dos acidentes de trânsito, bem como produzir diversas variáveis explicativas em ambiente de SIG, verificar sua correlação com os acidentes de trânsito e testá-las em três técnicas de modelagem, duas não espaciais e uma espacial, com vistas a se poder estimar os acidentes em outros locais e períodos de tempo.

2. MODELAGEM DE ACIDENTES DE TRÂNSITO

Na prospecção dos fatores que possam estar associados aos acidentes de trânsito é importante conhecer o que torna uma região mais propensa a tais tipos de acidentes. A exposição ao risco de uma dada região a acidentes de trânsito está associada à quantidade de pedestres que circulam na região, o volume de tráfego e a velocidade máxima nas vias (Miranda-Moreno *et al*, 2011), embora a fatalidade tende a aumentar em regiões mais rurais (Johnson e Lu, 2011).

Nos últimos anos, diversos estudos vêm procurando empregar na modelagem de acidentes de trânsito contagens de volumes de tráfego e de atividade de pedestres diretamente (Marshall *et al* 2010) ou indiretamente por meio de outras variáveis associadas ao meio ambiente. Nesse sentido, vem-se empregando variáveis demográficas e socioeconômicas como densidade populacional, nível de emprego, rendimento médio e população abaixo da linha da pobreza (Ukkusuri *et al*, 2011; Miranda-Moreno *et al*, 2011; Ha e Thill, 2011); variáveis associadas ao uso do solo como proporção de uso de uma dada região para fins comerciais, residenciais, industriais ou uso misto, quantidade de escolas e de estabelecimentos que vendem bebidas alcoólicas (Pulugurtha e Sambhara (2011); Sebert *et al*, 2009); variáveis associadas às características das vias como design e extensão de vias, número de interseções, largura média das vias, número de vias, dentre outras (Marshall *et al* 2010; Miranda-Moreno *et al*, 2011). Vem-se também procurando correlacionar os acidentes de trânsito, particularmente aqueles envolvendo pedestres, com a qualidade do transporte público e com a facilidade de transporte a pé (Thakuriah *et al*, 2012).

Tendo em vista a escassez dos dados estatísticos obtidos a partir dos boletins de ocorrência no caso do Brasil, a busca de variáveis que possam ser obtidas de outras fontes que não somente os boletins de ocorrência policiais acaba por ser de grande importância na compreensão da distribuição espacial dos acidentes de trânsito.

3. ÁREA DE TRABALHO

A área de trabalho consta dos bairros da zona sul da cidade do Rio de Janeiro, pela sua importância econômica e por apresentar elevada participação no número de acidentes desta cidade. A zona sul apresenta como características uma elevada densidade demográfica e os maiores índices de desenvolvimento social da cidade, incluindo neste os valores de rendimento per capita, grau de escolaridade, qualidade de habitação e acesso ao saneamento básico. Quanto à rede viária da região, apresenta-se cortada por poucas vias com grande volume de tráfego. A Tabela 1 apresenta a extensão e o percentual de vias segundo a hierarquia da Companhia de Engenharia de Tráfego da cidade do Rio de Janeiro, da maior para a menor hierarquia, bem como o número médio de faixas de rolamento por tipo de via. A partir da observação da tabela, é possível verificar que cerca de 80% das vias são coletoras e locais. Os demais 20% servem como ligação entre os bairros da zona sul, entre as demais regiões da cidade e esta e como passagem de outras regiões com o centro da cidade.

Tabela 1 Hierarquia das vias da zona sul do Rio de Janeiro

Hierarquia	Extensão (km)	Percentual	Número médio de faixas
Estrutural	24	5,75	2,40
Arterial primária	49	11,75	2,92
Arterial secundária	57	13,67	2,84
Coletora	87	20,86	2,00
Local	200	47,97	1,35

Os dados obtidos e gerados no SIG foram associados a 36 (trinta e seis) zonas de tráfego. A Figura 2 mostra as zonas de tráfego, bem como os bairros contidos pelas zonas de tráfego.

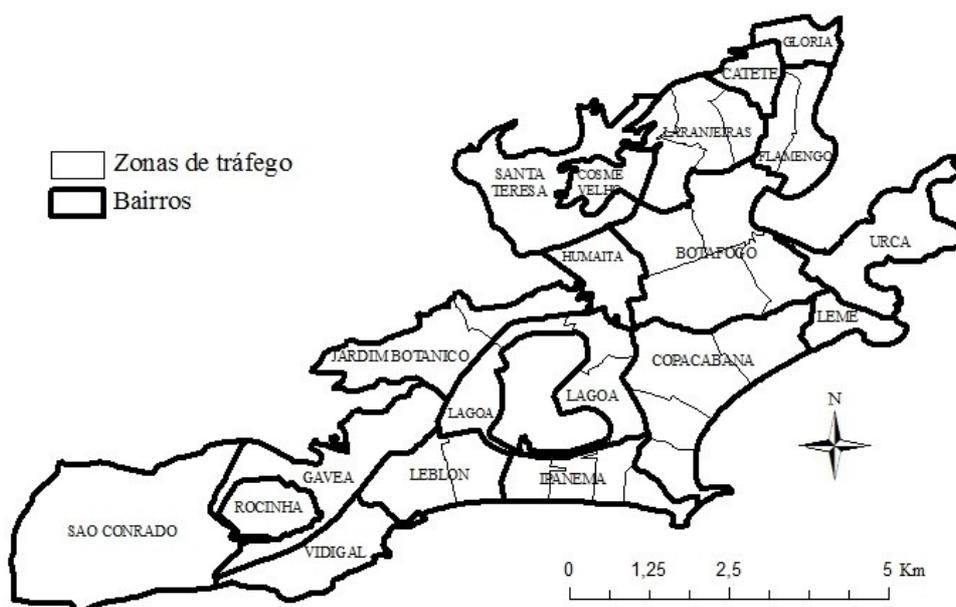


Figura 1: Bairros e zonas de tráfego da zona sul do Rio de Janeiro

4. PROGRAMAS COMPUTACIONAIS E DADOS EMPREGADOS

4.1 Programas computacionais

Os programas computacionais empregados foram o aplicativo de Sistema de Informações Geográficas ArcGIS 10 e os estatísticos R e SPSS 15.

4.2 Dados de acidentes

A variável dependente corresponde aos dados de acidentes de trânsito registrados pela Polícia Militar do Estado do Rio de Janeiro no ano de 2008, obtidos por meio da chamada de emergência 190, sem diferenciação por tipo de acidentes. A posição dos acidentes foi coletada a partir dos rastreadores de satélites GPS instalados nas viaturas policiais que foram ao local do acidente fazer o registro da ocorrência. Estes dados de número de acidentes foram divididos pela área da zona de tráfego para que se tenham valores de densidade de acidentes.

4.3 Dados empregados na geração de variáveis explicativas

Os dados geoespaciais empregados na pesquisa foram a malha de ruas da cidade do Rio de Janeiro na escala de 1:10000, produzida pelo Instituto Pereira Passos, órgão da Prefeitura do Rio de Janeiro encarregado de prover as informações cartográficas desta cidade, a malha do setor censitário do

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e as zonas de tráfego da cidade do Rio de Janeiro, este produzido pela Secretaria Estadual de Transportes do Rio de Janeiro.

Os dados estatísticos do censo demográfico de 2000, obtidos no nível de setor censitário, foram:

- Densidade de domicílios.
- Densidade populacional.
- Proporção de moradores com abastecimento de água da rede geral.
- Proporção de moradores em domicílios sem banheiro.
- Proporção de moradores em domicílios com 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 e 9 banheiros ou mais.
- Proporção de moradores em domicílios particulares permanentes com lixo coletado.
- Proporção de responsáveis por domicílios particulares permanentes alfabetizados.
- Proporção de responsáveis por domicílios particulares permanentes com rendimento nominal mensal de até ½ salário mínimo, entre ½ e 1 salário mínimo, 1 e 2 salários mínimos, 2 e 3 salários mínimos, 3 e 5 salários mínimos, 5 e 10 salários mínimos, 10 e 15 salários mínimos, 15 e 20 salários mínimos e mais de 20 salários mínimos.
- Proporção de pessoas com 0 a 4 anos de idade, 5 a 9 anos de idade, 10 a 14 anos de idade, 15 a 19 anos de idade, 20 a 24 anos de idade, 25 a 29 anos de idade, 30 a 34 anos de idade, 35 a 39 anos de idade, 40 a 44 anos de idade, 45 a 49 anos de idade, 50 a 54 anos de idade, 55 a 59 anos de idade, 60 a 64 anos de idade, 65 a 69 anos de idade, 70 a 79 anos de idade e 80 ou mais anos de idade.

As variáveis associadas às características das vias geradas no SIG foram:

- Densidade de interseções.
- Densidade de trechos de ruas.
- Comprimento total das vias.
- Comprimento médio das vias.
- Comprimento médio das vias ponderado pela largura das mesmas.
- Largura média das vias ponderada pelo comprimento total das vias.
- Número de vias dividido pelo número de interseções.
- Proporção e densidade das vias estruturais, arteriais primárias, arteriais secundárias, coletoras e locais no setor censitário.
- Proporção e densidade das vias com 1; 1,5; 2; 2,5; 3; 3,5; 4 e 5 faixas de rolamento. Aqui atribuiu-se o valor de 0,5 para as faixas ocupadas parcialmente, ou seja, com estacionamento na lateral da via.

5. ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS

A análise exploratória dos dados costuma ser empregada antes da modelagem estatística com a finalidade de conhecer melhor as variáveis resposta e explicativas, podendo ser não espaciais e espaciais. Nas não espaciais, geram-se gráficos e estatísticas das variáveis tais como *boxplots* e histogramas, este muito importante para a verificação da normalidade das variáveis do modelo. No caso das análises exploratórias espaciais, busca-se encontrar padrões e relacionamentos espaciais na variável de interesse, por meio de mapas e índices. Como exemplo, tem-se os índices de autocorrelação espacial, como é o caso índice global de Moran, que representa o relacionamento entre o valor de uma variável em uma dada vizinhança com o valor da variável em toda a área de estudo, representado pela Equação 1 (Druck *et al*, 2004).

$$I = \frac{n \sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_i \sum_j w_{ij} \sum_i (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

Na Equação 1, o valor de n representa o número de polígonos empregados na determinação do índice, que no caso deste artigo são as 36 (trinta e seis) zonas de tráfego. Na construção do índice, são percorridos cada um dos j vizinhos de cada i polígono, cujo critério de vizinhança está representado pela variável w_{ij} . Foram considerados na pesquisa como vizinhos somente os j polígonos que compartilhem lados com cada um dos i polígonos. O índice global de Moran possui valores entre -1 e 1. Valores do índice próximos a zero indicam a não existência de autocorrelação espacial, valores próximos de 1 mostram a existência de aglomerados de áreas de mesmo comportamento e valores próximos de -1 indicam aleatoriedade na distribuição espacial do fenômeno. Costuma-se empregar o índice de Moran sobre a variável resposta para verificar a existência de algum padrão espacial no fenômeno em estudo e também sobre os resíduos da modelagem de regressão não espacial. Caso o resíduo apresente valores próximos de 1, as modelagens de regressão espacial podem ser empregadas para contemplar o efeito espacial da variável.

6. MODELAGEM ESTATÍSTICA

As modelagens estatísticas a serem testadas empregadas no estudo são: modelo de regressão linear não espacial multivariada, modelo de regressão linear espacial *Spatial Autoregressive* ou *Spatial Lag* (SAR), bem como modelos lineares generalizados (MLG).

6.1 Modelos de regressão linear multivariada

O modelo de regressão linear multivariada está apresentado na Equação 2.

$$y = \beta_1 + \beta_2x_1 + \beta_3x_2 + \varepsilon \quad (2)$$

Onde y representa a variável resposta, aqui representada pelo número de acidentes em cada zona de tráfego, x_n representam as n diferentes variáveis explicativas, β_t representam os t coeficientes da equação e a variável ε representa o resíduo da regressão.

Dentre as condições para a aplicação de um modelo de regressão linear múltipla, a principal é que o resíduo ε tenha uma distribuição normal com média igual a 0 e variância constante. Na prática, costuma-se construir o histograma ou o *qqplot* sobre a variável dependente ou aplicar um teste de normalidade sobre a variável dependente tal como *Anderson-Darlin* e *Shapiro-Wilks*. Caso não se verifique a condição de normalidade, aplica-se uma transformação de Box-Cox sobre a variável dependente antes de empregar a modelagem.

6.2 Modelos de regressão espacial

O modelo de regressão espacial SAR é um modelo de regressão linear no qual se acrescenta um termo ao lado direito da equação, o qual contempla a parte espacial, conforme pode ser vista na Equação 3.

$$Y = \rho WY + \beta X + \varepsilon \quad (3)$$

Onde W é a matriz de proximidade espacial e ρ é o coeficiente espacial autoregressivo ou parâmetro de regressão espacial, associado aos valores da autocorrelação espacial da variável Y_i na área A_i , com os de Y_j na área A_j contida na vizinhança de i . Quando $\rho = 0$, não existe autocorrelação.

6.3 Modelos lineares generalizados

Os modelos lineares generalizados foram propostos por Nelder e Weddeburn em 1972 como sendo uma extensão dos modelos lineares clássicos onde as suposições de normalidade, homogeneidade de variâncias e relacionamento linear entre os efeitos da covariável e a média eram relaxados, produzindo uma abordagem unificada para análise de uma ampla classe de dados contínuos e discretos.

Segundo Cordeiro e Demétrio (2008), um modelo linear generalizado é definido por uma distribuição de probabilidade para a variável resposta pertencente à família exponencial, formada de uma componente aleatória, a qual especifica a distribuição de probabilidade da variável resposta, uma componente sistemática, a qual especifica uma função linear das variáveis explicativas e uma função de ligação que relaciona uma combinação linear das variáveis explicativas com o valor médio da variável resposta.

Dentre os tipos de modelos lineares generalizados, tem-se aqueles aplicados aos dados discretos e aqueles aplicados aos dados contínuos. No caso dos dados de acidentes de trânsito, tendo em vista o fato de se trabalhar com dados de contagem, aplicam-se os modelos discretos. Vem-se adotando distribuição binomial negativa no caso de acidentes trânsito (Marshall e Garrick, 2010; Miranda-Moreno *et al.*, 2011; Green *et al.*, 2011). A distribuição binomial negativa costuma ser empregada para ajustar dados de contagem onde a variância é maior que do que a média, fenômeno este conhecido como superdispersão ou sobredispersão. No contexto desta pesquisa, foram testadas a distribuição de Poisson e a distribuição binomial negativa.

6.3.1 Componente aleatório

A componente aleatória de um MGL considera que se dispõe de um vetor de observações $y=(y_1, \dots, y_n)^T$ como realização das variáveis aleatórias $Y=(Y_1, \dots, Y_n)^T$ independentes ou pelo menos não correlacionadas, cada uma com distribuição pertencente à família exponencial que tem as seguintes propriedades:

a. A distribuição de cada Y_i é da forma canônica e depende de um único parâmetro, digamos θ_i , onde os θ_i 's não tem que ser os mesmos. Assim,

$$f(y_i; \theta_i) = \exp [y_i b_i(\theta_i) + c_i(\theta_i) + d_i(y_i)] \quad (4)$$

b. A distribuição de todos os Y_i 's é da mesma forma, ou seja, a função densidade conjunta de Y_1, Y_2, \dots, Y_n pode ser escrita da seguinte forma:

$$y(y_1, \dots, y_n; \theta_1, \dots, \theta_n) = \exp [\sum_{i=1}^n y_i b_i(\theta_i) + \sum_{i=1}^n c_i(\theta_i) + \sum_{i=1}^n d_i(y_i)] \quad (5)$$

Distribuições conhecidas como a binomial, Poisson, gaussiana, gaussiana inversa e Gamma, só para citar alguns exemplos, são membros da família exponencial. Além disso, para a escolha de uma distribuição adequada para o erro, deve-se examinar o tipo de dado, especialmente quanto aos aspectos de assimetria, natureza contínua ou descontínua e intervalo de variação. Essa componente é representada pelo erro aleatório ε no modelo linear clássico.

6.3.2 Componente sistemática

Essa componente, também chamada de preditor linear, é definida como uma função linear dos parâmetros desconhecidos $\beta=(\beta_1, \dots, \beta_k)^T$ representado no modelo linear por βX , onde X é a matriz, de dimensões $n \times k$ do modelo. A escolha do preditor linear adequado leva em consideração técnicas de seleção de covariáveis.

6.3.3 Função de ligação

Essa função faz a ligação entre a média da variável resposta e a estrutura linear do modelo. Assim, a escolha dessa função deve ser compatível com a distribuição proposta para o erro, de forma a facilitar a interpretação do modelo.

6.3.4 Estimação dos parâmetros

A estimação do vetor de parâmetros desconhecidos é feita utilizando-se o método da máxima

verossimilhança, quando o sistema de equações é linear. Caso contrário, necessita-se de métodos alternativos, como o método de Newton-Raphson para se determinar $\hat{\beta}$, ou seja, a estimativa de β .

6.3.5 Qualidade do ajuste

A qualidade do ajuste de um MGL é medida por meio da função desvio (*deviance*) dada por:

$$S_p = 2(\hat{l}_n - \hat{l}_p) \quad (6)$$

onde S_p é o desvio do modelo e \hat{l}_n e \hat{l}_p são respectivamente, os máximos da log-verossimilhança para o modelo saturado (número de observações n igual ao número de parâmetros p dos coeficientes β 's) e para a investigação ($p < n$).

O desvio é uma medida de distância entre os valores ajustados e observados e segundo Cordeiro (1986) embora pouco seja conhecido sobre a distribuição do desvio, na prática compara-se S_p com o valor crítico $\chi^2_{n-p; \alpha}$ da distribuição qui-quadrado a um nível de significância α com $n-p$ graus de liberdade.

6.4 Análise dos resíduos dos modelos

Os resíduos procuram medir a discrepância entre os valores observados e os valores ajustados por um modelo. Uma das possíveis definições dos resíduos pode ser dada pela expressão:

$$r_i = (y_i - \hat{\mu}_i) / s_i \quad (7)$$

onde s_i é o desvio-padrão estimado do valor médio ajustado $\hat{\mu}_i$. Por meio dessa estatística é possível verificar a existência de anomalias no modelo. Dessa forma, os resíduos têm papel fundamental na análise da qualidade do modelo ajustado.

7. RESULTADOS

O mapa temático da densidade de acidentes por km^2 pode ser visto na Figura 2. Adotou-se o critério da quebra natural por agrupar em uma classe da legenda as zonas de tráfego cujos valores estão mais próximos entre si, ou seja, com menor variância. Verificam-se, em tons mais claros as zonas de tráfego com menor quantidade de acidentes e em cinza mais escuro aquelas com maior quantidade de acidentes. Pode-se observar que em cada uma das classes da legenda tem-se uma quantidade de cerca de onze zonas de tráfego, exceto aquela com maiores valores de acidentes que possui somente quatro zonas de tráfego: uma no Leblon, uma em Ipanema, uma em Copacabana e uma na Lagoa. O valor dos acidentes em Ipanema superior a 1000 acidentes e bem superior aos outros três, com valores em torno de 700 acidentes tem grande influência nesse comportamento.

Tendo em vista a grande quantidade de variáveis presentes na modelagem, selecionaram-se na modelagem de regressão linear multivariada as variáveis mais representativas em um primeiro momento a partir da aplicação do método *Stepwise* no programa SPSS. Este método escolhe aquelas que apresentam valores com nível de significância de 5% e com uma contribuição considerável no valor do R^2 ajustado. Eliminaram-se aquelas que tivessem baixa correlação com a variável dependente e alta correlação com as demais variáveis explicativas mais significativas. A partir da análise dos resíduos, verificou-se que a condição de normalidade da variável dependente não foi atendida, necessitando, dessa forma, aplicar a transformação de Box-Cox na variável dependente. As variáveis explicativas que se mostraram mais representativas foram a densidade de trechos de vias e a densidade de vias do tipo arterial primária nem cada zona de tráfego. Os resultados da regressão linear multivariada constam na Tabela 2. Além da condição de normalidade dos resíduos, verificou-se a existência de homocedasticidade destes, ou seja, se os resíduos possuíam variância constante.

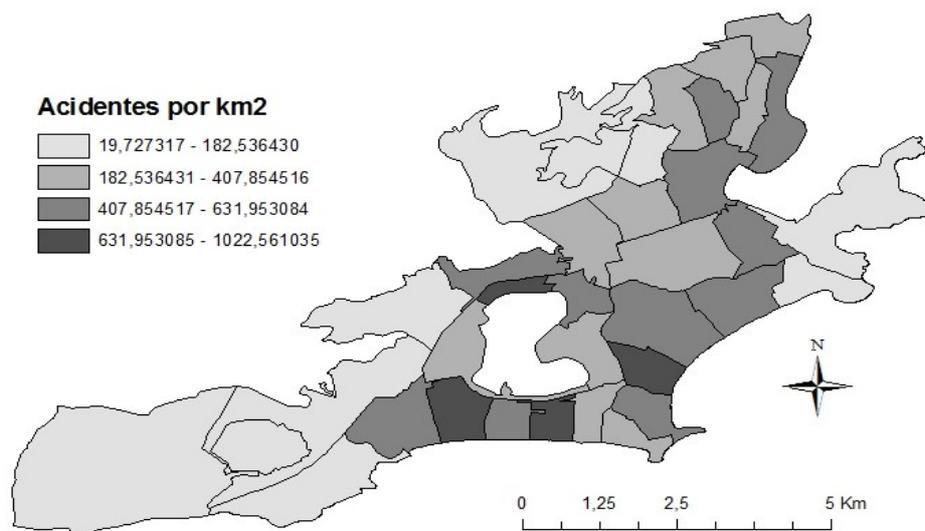


Figura 2: Mapa com a distribuição de acidentes por km² nas zonas de tráfego

Tabela 2 Resultado obtido da regressão linear multivariada

Variáveis independentes	Coefficientes	Estatística p	p-valor
Constante	7,98	3,509	<0,01
Nr vias area	0,17	8,117	<0,001
AP area	1,75	2,895	<0,01

$$R^2 = 0,7159$$

No caso dos modelos lineares generalizados observou-se se os desvios da modelagem apresentavam valores abaixo do valor da distribuição qui-quadrada para (n-p) graus de liberdade, onde n representa o número de observações da variável e p o número de variáveis explicativas. A Tabela 3 mostra os resultados obtidos da aplicação da distribuição binomial negativa. Observa-se que a função desvio apresentou valores de aproximadamente 38, abaixo do valor da distribuição qui-quadrada com 5% de significância e 33 graus de liberdade.

Tabela 3 Resultado obtido da distribuição binomial negativa

Variáveis independentes	Coefficientes	Valor z	p-valor
Constante	4,34	22,913	<0,001
Nr vias area	0,01	7,005	<0,001
AP area	0,13	2,629	<0,01

Desvio do modelo = 37,922 para 33 graus de liberdade

Aplicou-se o índice de Moran sobre os resíduos da modelagem linear multivariada e a distribuição binomial negativa, obtendo-se os valores de -0,14 e -0,05, respectivamente, o que indica a não existência de autocorrelação espacial na variável resposta. Tal fato fez com que não se empregasse a modelagem de regressão espacial.

Comparando-se os erros médios quadráticos dos resíduos das regressões lineares multivariadas e os modelos lineares generalizados, observa-se que o modelo linear multivariado apresentou valor de 35 e a distribuição binomial negativa o valor de 6.

8. CONCLUSÕES

O modelo utilizando a distribuição binomial negativa mostrou-se mais adequado tendo em vista possuir menor valor do resíduo que o modelo de regressão linear multivariado.

O fato da variável proporção das vias arteriais primárias ter-se mostrado representativa pode ter haver com o fluxo de veículos nestas vias, tendo em vista serem ligações entre importantes centros comerciais e de serviços da cidade do Rio de Janeiro. Conforme pode ser visto na Tabela 1, as vias do tipo arterial primária apresentam os maiores valores de largura média entre os tipos de vias classificadas pela CET-Rio, o que pode favorecer o aumento da velocidade dos automóveis.

A variável densidade de ruas mostra que nas zonas de tráfego com maior conectividade ocorrem mais acidentes de trânsito. Por sua vez, esta variável está fortemente correlacionada com a quantidade de interseções.

Tendo em vista a região de trabalho caracterizar-se por altos valores de rendimento e de densidade populacional em praticamente toda a sua extensão, as variáveis socioeconômicas não se mostraram tão representativas como as de características das vias.

9. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Cordeiro, M.G. e C.G.B. Demétrio (2008). Modelos Lineares Generalizados. Minicurso para o 12º SEAGRO e a 52ª Reunião Anual da RBRAS, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria.
- Druck, S., M.S. Carvalho, G. Câmara, A.V.M. Monteiro (eds). Análise Espacial de Dados Geográficos. Brasília, EMBRAPA, 2004.
- Green, J., H. Muir, M. Maher (2011) Child pedestrian casualties and deprivation. *Accident Analysis and Prevention*, v. 43, p. 714-723.
- Ha, H.H and J.C. Thill (2011) Analysis of traffic hazard intensity: A spatial epidemiology case study of urban pedestrians. *Computers, Environment and Urban Systems*, v. 35, p. 230-240.
- Johnson, G.D. e X. Lu (2011). Neighborhood-level built environment and social characteristics associated with serious childhood motor vehicle occupant injuries. *Health & Place*, v. 17, p. 902-910.
- Marshall, W. E. and N.W. Garrick (2010) Does street network design affect traffic safety? *Accident Analysis and Prevention*, In press.
- Miranda-Moreno, L.F., P. Morency, A. M. El-Geneidy (2011) The link between built environment, pedestrian activity and pedestrian - vehicle collision occurrence at signalized intersections. *Accident Analysis and Prevention*, In press.
- Pulugurtha, S.S and V.R.Sambhara (2011). Pedestrian crash estimation models for signalized intersections. *Accident Analysis and Prevention*, v. 43, p. 439-446.
- Thakuriah, P.V., P. Metaxatos, J. Lin, E. Jensen (2012). An examination of factors affecting propensities to use bicycle and pedestrian facilities in suburban locations. *Transport Research Part D*, v. 17, p. 341-348.
- Ukkusuri, S., L. F. Miranda-Moreno, G. Ramadurai, J. Isa-Tavarez (2012). The role of built environment on pedestrian crash frequency. *Safety Science*, v. 50, p. 1141-1151.
- WHO (2009). Global Status Report on Road Safety – Time for Action. World Health Conference, Geneve, Switzerland.