

## MODELOS PARA ATRAÇÃO DE VIAGENS A PARTIR DE MAPAS COLABORATIVOS

**Alceu Dal Bosco Junior**

**André Luiz Cunha**

Universidade de São Paulo

Escola de Engenharia de São Carlos

### RESUMO

O uso de medidas de centralidade para estudo de viagens tem mostrado a relação da topologia das redes urbanas com o tráfego e com aspectos socioeconômicos. Uma das aplicações desses estudos é na estimativa de atração de viagens. Esta pesquisa, portanto, busca utilizar mapas colaborativos (e.g. *OpenStreetMap*) como ferramenta para a obtenção das redes e, conseqüentemente, das medidas de centralidade e, relacioná-las com a atração de viagens da cidade de Curitiba e Região Metropolitana. Como os mapas, chamados de informações geográficas voluntárias, fornecem também dados de locais de interesse, como lojas e escolas, há a possibilidade de agregar esses elementos em modelos de estimativa. Os resultados preliminares demonstram a possibilidade de uso dos dados adquiridos para a modelagem da atração de viagens.

### 1. OBJETIVO DA PESQUISA

As técnicas de estimativa de viagens, em especial a etapa de atração de viagens, são ainda muito onerosas e necessitam de dados socioeconômicos relacionados aos deslocamentos, muitas vezes dependentes de coletas presenciais ou pesquisas domiciliares (Ortúzar; Willumsen, 2011). Contudo, o avanço dos estudos das redes urbanas, através da teoria de redes complexas, permite encontrar locais de maior atratividade apenas com resultados de centralidade. Considerando a disponibilidade de mapas colaborativos, com dados tanto da rede quanto de locais de interesse, a atratividade de viagens pode ser mais facilmente estimada. Portanto, a pergunta a ser feita é: é possível utilizar dados de mapas colaborativos para a geração de modelos de atração de viagens? E para ajudar a respondê-la, o objetivo principal é calibrar e verificar modelos de atração com dados de mapas colaborativos disponíveis. Para isso, este relatório apresenta uma breve revisão da literatura, bem como resultados preliminares de correlação entre os dados de mapas colaborativos e a atração de viagens resultante da pesquisa origem-destino (OD) para a cidade de Curitiba-PR.

### 2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A atração de viagens é correlacionada ao tipo de uso do solo (Escamilla *et al.*, 2016), número de empregados e estabelecimentos comerciais na região (George; Kattor, 2013, Sasidhar *et al.*, 2016), estacionamentos (Innes *et al.*, 1990) e estabelecimentos de ensino (Al-Taei; Taher, 2006). A obtenção dessa grande variedade de dados pode ser impraticável a depender da realidade local, portanto, alternativas podem ser adotadas.

Segundo Hillier (1996), a rede de transporte das cidades se relaciona com os aspectos socioeconômicos, e essa relação pode ser observada com as medidas topológicas chamadas de centralidades, cuja quantificação demonstra a importância dos elementos da rede (nós e arestas). Jayasinghe *et al.* (2017) obteve correlações de mais de 0,8 entre as centralidades da rede e a atratividade de viagens na cidade de Colombo, no Sri-Lanka, visto que os aspectos comumente ligados à atração de viagens também o são com as centralidades, como o uso do solo, a densidade de empregos e a distribuição de construções.

No entanto, a obtenção da rede viária depende de uma administração local e, muitas vezes, necessita de constantes atualizações, o que também pode ser custoso. Nesse sentido, os mapas

colaborativos, também chamados de informações geográficas voluntárias (*Volunteered Geographic Information – VGI*), podem ser usados como uma fonte de dados alternativa. Dois exemplos de VGI são o *OpenStreetMap (OSM)* e o *WikiMapia*, cujos dados são abertos, alteráveis e verificáveis pelos próprios usuários. Para tanto, alguns estudos recentes buscaram verificar a usabilidade dos mapas fornecidos nesse tipo de plataforma. Girres e Touya (2010), na França, observaram que a acurácia da posição dos elementos geográficos no *OSM* tem grande heterogeneidade. Já Neis *et al.* (2012), na Alemanha, constataram que regiões urbanas têm informações mais completas do que regiões rurais. Neis *et al.* (2013), por sua vez, demonstram que essa acurácia também varia conforme o país observado. Kuramoto (2019) aponta a usabilidade satisfatória dos mapas fornecidos pelo *OSM* para a obtenção de parâmetros da rede viária em cidades brasileiras.

Além da rede viária, os dados obtidos pelo *OSM* também trazem pontos de interesse (*Points of Interest - POIs*), geometrias georreferenciadas representativas de locais de interesse classificados em diversos tipos, como escolas, lojas, hotéis, ornamentos, praças etc. Assim, é possível acrescentar essas informações para melhores estimativas de atratividade de viagens. É necessário, então, observar como cada uma das informações, centralidades e *POIs* se relacionam com a atração de viagens.

### 3. MÉTODO

A pesquisa Origem-Destino de Curitiba e Região Metropolitana foi concluída em 2018. Tanto a rede de transporte quanto os *POIs* foram extraídos no início de 2019 utilizando-se a linguagem de programação *Python*. A extração dos dados foi efetuada com a biblioteca *OSMnx* (Boeing, 2017), e a obtenção dos resultados de centralidade, com a *Networkx*.

Sistemas de Informação Geográfica (SIG) geralmente utilizam a representação *primal* para a rede urbana, onde os segmentos de via são arestas e as interseções são pontos. Contudo, a observação da rede através dos grafos *duais*, onde os segmentos de vias são representados por pontos e as conexões entre as vias são representadas por arestas, traz resultados mais correlatos com o tráfego e pode explicar melhor a dinâmica das viagens (Serra; Hillier, 2019), sendo, portanto, esta a representação usada.

O exemplo de centralidade demonstrado aqui é o de proximidade, que mede a distância média do elemento até todos os outros elementos da rede. Ou seja, para este estudo, quanto maior a centralidade de proximidade para o segmento de via, mais próximo de todos os outros segmentos aquele está. A fórmula é dada por:

$$C_c(k) = \frac{N - 1}{\sum_{i=1}^N d(i, k)} \quad (1)$$

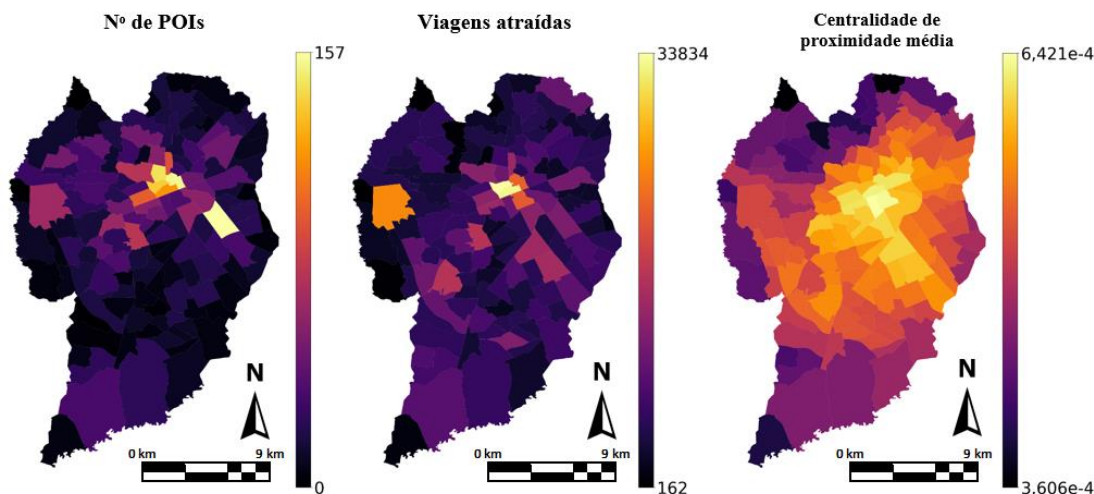
Onde  $C_c$ : centralidade de proximidade (*closeness*);

$N$ : número total de elementos da rede;

$d(i, k)$ : distância entre o elemento  $k$  e qualquer outro elemento  $i$ , em que  $i \neq k$ .

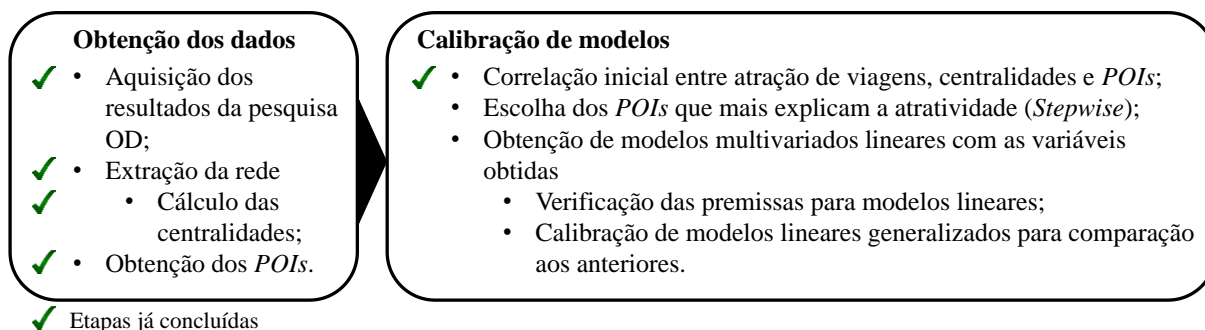
A distância considerada entre os elementos foi obtida com a soma da diferença angular ao longo do caminho, que fornece uma maior relação com o comportamento das viagens urbanas (Serra; Hillier, 2019). Após a obtenção das centralidades e dos *POIs* para Curitiba e Região Metropolitana, é possível encontrar o valor médio da centralidade para as arestas dentro de cada zona da pesquisa OD, bem como a quantidade e os referentes tipos de *POIs* para cada zona. Os resultados são demonstrados através dos mapas da Figura 1 apenas para o município

de Curitiba, para melhor visualização.



**Figura 1:** Representação dos valores obtidos de número de pontos de interesse, viagens atraídas para o horário pico e média da centralidade de proximidade para cada zona.

Os próximos passos do método abrangem o uso de regressão *stepwise* para a escolha dos *POIs*, que melhor explicam as viagens atraídas; a calibração dos modelos lineares multivariados, avaliando-se se as premissas para tais modelos são respeitadas, como a não existência de multicolinearidade entre as variáveis; e a aplicação de modelos lineares generalizados. O diagrama da Figura 2 sumariza as etapas do método, demonstrando quais já estão concluídas até o momento.



**Figura 2:** Diagrama resumo do método proposto.

#### 4. RESULTADOS PRELIMINARES

Os dados de *POIs* obtidos trazem consigo a informação do tipo de local em questão. Portanto, as classes e os resultados da correlação de *Pearson* ( $r$ ) com a atração de viagens são demonstrados na Tabela 1. Já a Tabela 2 apresenta os resultados da correlação entre a atração de viagens e a média da centralidade de proximidade em cada zona. Nesse caso, a correlação de *Spearman* busca observar se há uma relação direta entre os dados, mesmo que não linear. Foi observado para todas as zonas da região metropolitana (181) e somente para as zonas dentro do município de Curitiba (135). Ambas consideram atrações do horário pico da manhã.

Nota-se que algumas classes de *POIs* podem melhor explicar a atração de viagens. Já a centralidade de proximidade tem melhor correlação quando observado somente o município de Curitiba, o que pode ser explicado pela diferença de tamanho das zonas quando

considerada toda a região metropolitana; ou também pela consistência dos dados na área mais urbanizada. De qualquer forma, os resultados apresentados tornam promissores os próximos passos. Os próximos passos serão feitos para atração de viagens para o dia inteiro.

**Tabela 1:** Correlação de *Pearson* para cada zona da Região Metropolitana entre a atração de viagens e as classes de pontos de interesse.

| Classe                     | r       | Classe                 | r       | Classe                   | r            |
|----------------------------|---------|------------------------|---------|--------------------------|--------------|
| Transporte Aquático        | 0,183*  | Educação               | 0,422** | Instalações p/ bicicleta | 0,239**      |
| Transporte Público         | 0,515** | Religião               | 0,263** | Ornamentos               | 0,366**      |
| Instalações Veiculares     | 0,466** | Lazer                  | 0,485** | Instalações p/ caminhões | -0,037       |
| Comércio                   | 0,505** | Serviços públicos      | 0,418** | Instalações p/ motos     | -0,049       |
| Itens de utilidade pública | 0,269** | Saúde                  | 0,467** | Outros                   | 0,346**      |
| Instalações de Táxi        | 0,517** | Prédios governamentais | 0,295** | <b>TOTAL</b>             | <b>0,593</b> |

\*Confiança de 95% \*\* Confiança de 99%

**Tabela 2:** Correlações de *Pearson* e *Spearman* para cada zona entre a atração de viagens e a centralidade de proximidade considerando distância angular.

| Abrangência           | r Pearson | r Spearman |
|-----------------------|-----------|------------|
| Região Metropolitana  | 0,138     | 0,185*     |
| Município de Curitiba | 0,451**   | 0,460**    |

\*Confiança de 95% \*\*Confiança de 99%

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Al-Taei, A.K., Taher, A.M. (2006). Trip attraction development statistical model in Dohuk city residential area. *Al-Rafidain Engineering*, 14 (2), p. 12-23.
- Boeing, G. (2017). OSMnx: New methods for acquiring, constructing, analyzing, and visualizing complex street networks. *Computers, Environment and Urban Systems*, Elsevier Ltd, 65, p. 126–139.
- Escamilla, J., Cos, C., Cárdenas, J. (2016). Contesting Mexico City's alleged polycentric condition through a centrality- mixed land-use composite index. *Urban Studies*, 53 (11), p. 2380-2396.
- George, P., Kattor, G.J. (2013). Prediction of trip attraction based on commercial land use characteristics. *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology* 2 (1), p. 352-359.
- Girres J-F., and Touya G. (2010). Quality assessment of the French OpenStreetMap dataset. *Transactions in GIS* 14, 435–59.
- Hillier, B. (1996). *Space is the Machine*. London: Press Syndicate of the University of Cambridge.
- Innes, J.D., Ircha, M.C., Badoe, D.A. (1990). Factors affecting automobile shopping trip destinations. *Journal of Urban Planning and Development*, 116 (3), p. 126-136.
- Jayasinghe, A.; Sano, K.; Rattanaporn, K. (2017) Application for developing countries: Estimating trip attraction in urban zones based on centrality. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 4, (5), p. 464–476.
- Kuramoto, B. *Exploração de Dados de Mapas Colaborativos em Avaliações de Morfologias Urbanas Brasileiras*. 2019. Dissertação. Escola de Engenharia de São Carlos - USP, 2019.
- Neis P., Zielstra D., and Zipf A. (2012). The street network evolution of crowdsourced maps: OpenStreetMap in Germany 2007–2011. *Future Internet* 4, 1–21.
- Neis P., Zielstra D., and Zipf A. (2013). Comparison of volunteered geographic information data contributions and community development for selected world regions. *Future Internet* 5, p. 282–300.
- Ortúzar, J. de D., Willumsen, L. G. (2011). *Modelling Transport*. 4. ed. Chichester, UK: John Wiley & Sons, Ltd.
- Sasidhar, K., Vineeth, Y., Subbarao, S. (2016). Trip attraction rates of commercial land use: a case study. *Indian Journal of Science and Technology*, 9 (30), p. 1-5.
- Serra, M.; Hillier, B. (2019). Angular and Metric Distance in Road Network Analysis: A nationwide correlation study. *Computers, Environment and Urban Systems*, v. 74, p. 194–207.

Alceu Dal Bosco Junior (alceudalboscojr@usp.br)

André Luiz Cunha (alcunha@usp.br)

Departamento de Transportes, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo

Av. Dr. Carlos Botelho, 1465 – São Carlos, SP, Brasil