UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA CENTRO TECNOLÓGICO DE JOINVILLE CURSO DE ENGENHARIA DE TRANSPORTES E LOGÍSTICA

ANA PAULA BUONO

MODELAGEM ANALÍTICA DE ALOCAÇÃO DE TRÁFEGO PARA AVALIAÇÃO DE ALTERNATIVAS DE USO DO EIXO NORTE-SUL DE CURITIBA

> Joinville 2017

ANA PAULA BUONO

MODELAGEM ANALÍTICA DE ALOCAÇÃO DE TRÁFEGO PARA AVALIAÇÃO DE ALTERNATIVAS DE USO DO EIXO NORTE-SUL DE CURITIBA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Transportes e Logística, no curso Engenharia de Transportes e Logística da Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico de Joinville.

Orientador: Prof. Dr. Pablo Andretta Jaskowiak

Co-orientador: Prof. Dr. Cassiano A. Isler

Joinville 2017

AGRADECIMENTOS

Aos meus orientadores, prof. Pablo e prof. Cassiano. Tive a sorte de ter os melhores professores da graduação me orientando. Agradeço imensamente toda ajuda, paciência e disponibilidade.

À papai e mamãe, pelo apoio e amor incondicional que me deram em todos os momentos da vida.

À Vasya, por acreditar em mim, mostrar meu potencial e por, mesmo distante, sempre se fazer presente.

Aos meus amigos e colegas, pelo suporte e companheirismo nas dificuldades e alegrias.

Aos professores que tive ao longo dessa caminhada, por todo conhecimento transmitido.

"Fortunately science, like that nature to which it belongs, is neither limited by time nor by space. [...] The more we know, the more we feel our ignorance; the more we feel how much remains unknown; and in philosophy, the sentiment of the Macedonian hero can never apply, — there are always new worlds to conquer."

Humphry Davy

RESUMO

A cidade de Curitiba foi pioneira na implantação do sistema BRT e, graças ao sucesso do sistema, obteve reconhecimento internacional em planejamento urbano e de transportes. Atualmente, o sistema de transporte público da cidade transporta mais de 1,5 milhões de passageiros por dia útil. Porém, a grande procura por este serviço tem aproximado algumas linhas do BRT à saturação. Neste sentido, surgiu o projeto do primeiro metrô da cidade em substituição à linha mais carregada, o eixo norte-sul. Uma das vantagens do projeto é que a maior parte do metrô será subterrâneo e passará abaixo das canaletas exclusivas de ônibus. É esperado que os atuais usuários do BRT migrem para o novo sistema e, além disso, os motoristas de veículos particulares também sejam atraídos. Com a desativação desta linha do BRT, surge a necessidade de requalificação do solo urbano local, já que este espaço ficaria ocioso. Este trabalho tem como objetivo analisar alternativas de utilização deste espaço, considerando a abertura ao fluxo de veículos em diferentes sentidos. Com os dados de contagens de tráfego obtidos em quatro bairros da região de estudo, a matriz origem-destino de viagens foi estimada. Além disso, informações sobre a rede viária foram também extraídas. Assim, quatro cenários foram modelados para alocar o fluxo de viagens na rede utilizando abordagem analítica de equilíbrio do usuário. Para isso, o algoritmo de Frank-Wolfe foi implementado na linguagem de programação C/C++. Os resultados de todos os cenários foram comparados através do indicador de tempo médio de viagem. Dessa forma, analisou-se se a abertura ao tráfego de veículos comuns reduz significamente este indicador.

Palavras-chave: Modelo 4 etapas. Alocação de tráfego. Equilíbrio do Usuário. Algoritmo de Frank-Wolfe.

ABSTRACT

The city of Curitiba pioneered the implementation of the BRT system and due to the success of the system obtained international recognition in urban and transportation planning. Currently, the city's public transportation system carries more than 1.5 million passengers per day. However, a high demand for this service has brought some BRT lines close to saturation. In this sense, the project of the first subway of the city appeared in substitution of the loaded line, the north-south axis. One of the advantages of the project is that most of the subway will be underground and will pass beneath the exclusive bus lanes. The current BRT users are expected to migrate to the new system and in addition individual vehicle drivers will also be attracted. With the deactivation of this BRT line, the need for qualification of the local urban land arises, since this space would be idle. This work aims to analyze alternatives of use of this space, considering the opening to the flow of vehicles in different directions. With the traffic counts data obtained in four neighborhoods of the study region, the origin-destination trip matrix was estimated. In addition, information about the road network was also extracted. Thus, four scenarios were modeled to assign the trip flow in the network using user equilibrium analytical approach. For this purpose, the Frank-Wolfe algorithm was implemented in C/C++ programming language. The results of all scenarios were compared using the average travel time indicator. In this way, it was analyzed whether the opening to common vehicle traffic significantly reduces this indicator.

Keywords: Four-step model. Traffic assignment. User Equilibrium. Frank-Wolfe algorithm.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Modelo 4 etapas	14
Figura 2 – Representação de macro, meso e micro-estados	20
Figura 3 – Matrizes OD com diferentes meso-estados para um mesmo macro-	
estado	21
Figura 4 – Funções de impedância	23
Figura 5 – Rede hipotética	25
Figura 6 – Típica função de desempenho no arco	27
Figura 7 – Equilíbrio em uma rede simplificada	28
Figura 8 – Uma iteração do algoritmo de Frank-Wolfe	33
Figura 9 – Antes e depois da restauração de Cheonggyecheon	35
Figura 10 – O espectro da qualidade dos transportes públicos sobre pneus	36
Figura 11 – Seção do projeto do metrô subterrâneo	37
Figura 12 – Etapas da pesquisa	38
Figura 13 – Pontos de contagem	39
Figura 14 – Histograma de frequência das distâncias	40
Figura 15 – Mapa de calor da matriz OD gravitacional e Fratar	42
Figura 16 – Representação da lista de adjacências	44
Figura 17 – Convergência do algoritmo de Frank-Wolfe	47
Figura 18 – Histogramas de frequência de fluxo e tempo	48
Figura 19 – Gráfico de dispersão de fluxo e tempo	49
Figura 20 – Comparação dos histogramas entre cenários	50
Figura 21 – Comparação dos tempos médios de viagem	52
Figura 22 – Coeficiente angular do número de veículos na simulação	54
Figura 23 – Tempos médios de viagem durante a simulação	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Matriz OD genérica	15
Tabela 2 – Classificação dos modelos de alocação de tráfego estáticos	26
Tabela 3 – Notação matemática	29
Tabela 4 – Valores estimados dos parâmetros	40
Tabela 5 – Comparação das matrizes através de MSE e RMSE	41
Tabela 6 – Cenários	43
Tabela 7 – Número de iterações e tempo de processamento para os quatro	
cenários	46
Tabela 8 – Resultados dos tempos médios de viagem para cada cenário	47
Tabela 9 – Comparação entre cenários	48
Tabela 10 – Comparação de tempos de viagem para o cenário 1	51
Tabela 11 – Comparação de tempos de viagem para os demais cenários	51
Tabela 12 – Comparação entre métodos	52
Tabela 13 – Comparação entre cenários para os dois métodos	53
Tabela 14 – Ranking dos cenários	53

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO 10
1.1	Objetivos
1.1.1	Objetivo Geral
1.1.2	Objetivos Específicos
1.2	Organização do texto 12
2	REFERENCIAL TEÓRICO
2.1	Geração de viagens
2.2	Distribuição de viagens
2.2.1	Métodos de fator de crescimento 16
2.2.1.1	Fator de crescimento uniforme 16
2.2.1.2	Fator de crescimento restrito unicamente
2.2.1.3	Fator de crescimento restrito duplamente - Método de Fratar
2.2.2	Métodos sintéticos
2.2.2.1	Modelo gravitacional
2.2.2.2	Método de maximização de entropia
2.2.2.3	Função de impedância e calibração dos parâmetros
2.3	Divisão modal
2.4	Alocação de tráfego
2.4.1	Funções de desempenho nos arcos
2.4.2	Equilíbrio do Usuário (Equilíbrio de Wardrop)
2.4.2.1	Modelagem matemática do problema de Equilíbrio do Usuário
2.4.3	Algoritmo de Frank-Wolfe
2.5	Revitalização de espaços urbanos
3	ESTUDO DE CASO
3.1	Caracterização do problema
3.2	Método
3.2.1	Aquisição e tratamento de dados
3.2.2	Calibração de parâmetros
3.2.3	Estimação da matriz OD
3.2.4	Geração da rede
3.2.5	Implementação do algoritmo de Frank-Wolfe
3.2.6	Indicadores de desempenho
4	RESULTADOS 46
4.1	Resultados do Equlíbrio do Usuário

4.2	Comparação de resultados	51
4.3	Discussão	5
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	57
5.1	Limitações do trabalho	58
5.2	Recomendações para trabalhos futuros	8
	REFERÊNCIAS	;9

1 INTRODUÇÃO

Historicamente, dois aspectos são os principais responsáveis pelo atual panorama de transportes no Brasil, a organização territorial e a preferência de investimentos no modal rodoviário. Em um primeiro momento, o processo de urbanização acelerado das cidades brasileiras foi impulsionado por políticas de planejamento urbano que produziram territórios desiguais. Aqueles com acesso à renda puderam alojar-se nas centralidades das cidades, enquanto, para os demais, a alternativa foi instalar-se na periferia, onde os valores imobiliários eram mais baixos. Este modelo de crescimento, característico de grandes centros, foi, e ainda é replicado por grande parte dos municípios. A ocupação desordenada do solo urbano traz, porém, consequências desfavoráveis do ponto de vista da mobilidade urbana, já que aumenta os custos dos sistemas de transportes em virtude da elevação das distâncias a serem percorridas (BRASIL, 2006).

Em concordância com o Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes (DNIT, 2017), o cenário da mobilidade urbana no país ainda pode ser justificado por uma segunda condição, o redirecionamento de investimentos públicos à abertura de rodovias, a partir da década de 1940. Conforme cidades e economia desenvolviam-se, a infraestrutura rodoviária era expandida para atender ao crescente número de veículos em circulação. Nem todos os municípios conseguiram, entretanto, acompanhar este aumento na demanda de transportes e, como resultado, pode-se constatar problemas de congestionamento e baixa qualidade no transporte público, ambos presentes no atual panorama de transportes (MEIRELLES, 1999).

Algumas cidades, visando solucionar estas problemáticas, tornaram-se referência em planejamento urbano, como é o caso da cidade de Curitiba. A cidade foi pioneira na implantação do chamado *Bus Rapid Transit* - BRT, ou Transporte Rápido por Ônibus e, graças ao sucesso do sistema, obteve reconhecimento internacional em planejamento urbano e de transportes. Recentemente, a grande procura por este serviço tem aproximado o sistema BRT da saturação. Neste cenário, tem origem o projeto do Metrô Curitibano, que prevê inicialmente a substituição da linha de BRT mais saturada na cidade, a ligação norte-sul, conforme dados do Instituto de Pesquisa e Planejamento Urbano de Curitiba - IPPUC (IPPUC, 2017b).

Uma vez desativado o sistema BRT da linha norte-sul, surge a necessidade de requalificação do solo urbano do local. Considerando tal possibilidade, Luciano (2016) realizou um estudo utilizando um software de simulação de tráfego e analisou

alternativas de uso deste espaço. As simulações foram executadas a partir de três cenários distintos, todos contemplando a abertura das vias para os automóveis em diferentes sentidos. Como resultado, observou que não há melhora significativa no tráfego da região, não justificando, portanto, a abertura das vias aos veículos comuns.

Lobão e Porto (1999) defendem que a simulação é uma das mais robustas ferramentas de análise de sistemas. Guidorizzi et al. (2009) sugerem que esta abordagem possui vantagens pois reduz incertezas na tomada de decisão, diminui custos com emprego de recursos e possibilita a análise de diversos cenários em período de tempo relativamente curto. Shannon (1975) destaca que deve-se considerar o uso de simulações quando não existe formulação matemática completa do problema ou ainda, quando métodos analíticos para resolução do modelo matemático não estão disponíveis.

A modelagem matemática visa replicar um sistema de interesse e seu comportamento a partir de equações matemáticas fundamentadas em determinadas teorias. Apesar de um modelo genérico ser uma representação simplificada do contexto real, modelos matemáticos conseguem reproduzir sistemas complexos. É preciso considerar, porém, que um modelo analítico, assim como qualquer outro modelo, somente é realista a partir de um determinado ponto de vista e sob condições específicas (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). A simulação e a modelagem analítica são, à vista disso, métodos distintos, cada qual com prós e contras, podendo ser utilizadas como instrumento de validação entre eles. Desta forma, a motivação deste trabalho surge do interesse de analisar os resultados de um modelo analítico de alocação de tráfego e, compará-los em relação a uma simulação previamente realizada.

1.1 Objetivos

Abaixo são descritos o objetivo geral e os objetivos específicos deste trabalho.

1.1.1 Objetivo Geral

Implementar um modelo analítico de alocação de tráfego para analisar cenários distintos de utilização das vias de um corredor de BRT da cidade de Curitiba.

1.1.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos são:

- a. Compreender os métodos de estimativa da matriz origem-destino (OD);
- b. Verificar as diferenças entre estimativas da matriz OD obtidas pelo método de Fratar e modelo gravitacional;
- c. Implementar o modelo analítico e analisar os resultados de cenários específicos;

d. Comparar os resultados deste modelo analítico em relação aos resultados de simulação apresentados por Luciano (2016).

1.2 Organização do texto

O presente trabalho está dividido em cinco capítulos. No segundo capítulo, é apresentado o referencial teórico sobre as diferentes maneiras de estimação da matriz origem-destino e os métodos de alocação de tráfego. A metodologia utilizada para a implementação do modelo analítico de alocação de tráfego é discutida no Capítulo 3. No quarto capítulo, os resultados são apresentados e analisados. Por fim, no Capítulo 5 são apresentadas as considerações finais, limitações e perspectivas para trabalhos futuros.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Uma vez que o transporte de pessoas e cargas é parte necessária da economia, o planejamento de transportes tem como objetivo subsidiar as tomadas de decisões que se fazem necessárias para otimizar este sistema (CAMPOS, 2013). A modelagem da demanda implica em um processo de prever as decisões de viagem que as pessoas tomariam dado uma determinada configuração da rede de tráfego. As decisões básicas incluem a escolha do destino, a escolha do modo e a rota a ser utilizada. Este processo facilita o entendimento dos efeitos de investimentos futuros na rede de transporte e sua influência nas decisões dos indivíduos (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011),.

Em um modelo de demanda de viagens, os volumes de tráfego são previstos através da interação entre oferta e demanda. A necessidade em realizar viagens representa a demanda, enquanto a rede de transportes caracteriza a oferta. É importante destacar que esta demanda pode ser vista como uma demanda derivada, já que as viagens somente são realizadas para servir às necessidades dos indivíduos em desempenhar suas atividades. O processo que determina a demanda na rede de transportes, de acordo com Ortúzar e Willumsen (2011) e Sheffi (1985), é conhecido como Modelo Clássico de Transportes, ou ainda Modelo 4 etapas. Este processo estabelece a demanda em termos do número de viagens realizadas pelos usuários entre várias zonas da região de análise. O número de viagens é, então, utilizado para encontrar uma solução de equilíbrio entre a demanda e oferta, por meio de quatro etapas: geração de viagens, distribuição de viagens, divisão modal e alocação de tráfego (BALMER, 2007), ilustradas na Figura 1.

O nível de detalhamento a ser utilizado na modelagem de demanda depende, entre outros fatores, do horizonte de planejamento do estudo e é definido por dois fatores principais: zoneamento e definição da rede. O zoneamento compreende a divisão da área de estudo em zonas de tráfego. Esta divisão deve ser feita de maneira que cada zona apresente características socioeconômicas homogêneas. Para facilitar a modelagem, cada zona é representada por um centroide, que pode ser o centro de massa da área ou onde há maior concentração de atividades (CAMPOS, 2013; ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).



Figura 1 – Modelo 4 etapas

Fonte: adaptado de Balmer (2007).

2.1 Geração de viagens

O propósito da primeira etapa do modelo clássico de transportes é estimar o número total de viagens produzidas e atraídas para cada centroide (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). É importante que os dados utilizados sejam confiáveis e precisos, pois todas as fases seguintes dependem dos resultados gerados nesta etapa (CAMPOS, 2013). Ainda de acordo com Ortúzar e Willumsen (2011), a estimação do número de viagens pode ser realizada de várias formas. Uma delas é através da determinação, por meio de contagens, do número de viagens dos indivíduos. Por outro lado, existe a possibilidade de definir o número de viagens produzidas e atraídas nas zonas em função de características socieconômicas dos indivíduos de cada região. Em grande parte dos estudos de demanda, considera-se como fatores importantes na geração de viagens a população, renda e posse de veículo.

Neste trabalho, o resultado desta primeira etapa está concluído, já que dados de contagens de tráfego foram obtidos para a região estudada, como é detalhado no capítulo seguinte.

2.2 Distribuição de viagens

Nesta etapa, as viagens produzidas por cada zona são, então, distribuídas para as demais, de acordo com a escolha do destino. Na literatura, encontram-se alguns métodos para distribuir as viagens entre destinos e os mais usuais são os modelos de fator de crescimento e os modelos sintéticos (CAMPOS, 2013). Neste primeiro, consideram-se apenas as taxas de crescimento da região estudada relativas às origens e/ou destinos e, à vista disso, é adequado para a extrapolação de tendência de curto prazo. O segundo método considera a hipótese de que o número de viagens produzidas e atraídas é proporcional a uma função que relacione a separação espacial ou custo de viagem entre as zonas de tráfego (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

Desta maneira, a etapa de distribuição de viagens tem como finalidade determinar, a partir do total de viagens geradas em cada zona, a distribuição das mesmas entre as demais zonas de tráfego, chegando a uma matriz de origem e destino das viagens (McNALLY, 2007), conhecida como matriz OD. Seja *i* o centroide da zona de origem, *j* o de destino e *n* o número total de centroides. A matriz OD apresenta, portanto, dimensão $n \times n$ (Tabela 1) e valores de T_{ij} , onde cada linha *i* contém as viagens que originam-se naquela zona e seus destinos correspondem às colunas *j*. A diagonal principal configura as viagens intra-zonais, ou seja, aquelas que ocorrem dentro da zona de tráfego. O_i e D_j representam o somatório das viagens com origem em *i* e atraídas à zona *j*, respectivamente (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

	1	2	3		j	 n	$\sum_{j} T_{ij}$
1	T_{11}	T_{12}	T_{13}		T_{1j}	 T_{1n}	O_1
2	T_{21}	T_{22}	T_{23}		T_{2j}	 T_{2n}	O_2
3	T_{31}	T_{32}	T_{33}		T_{3j}	 T_{3n}	O_3
÷	÷	÷	÷	۰.	÷	÷	:
i	T_{i1}	T_{i2}	T_{i3}		T_{ij}	 T_{in}	O_i
÷	÷	÷	÷	۰.	÷	÷	:
n	T_{n1}	T_{n2}	T_{n3}		T_{nj}	 T_{nn}	O_n
$\overline{\sum_{i} T_{ij}}$	D_1	D_2	D_3		D_j	 D_n	$\sum_{ij} T_{ij}$

Tabela 1 – Matriz OD genérica

Fonte: adaptado de Ortúzar e Willumsen (2011).

Ortúzar e Willumsen (2011) ainda afirmam que este modelo exige que a condição de conservação de fluxo seja satisfeita, ou seja, o número de viagens produzidas deve ser igual ao número de viagens atraídas para todas as zonas. Isto significa que a soma das viagens de cada linha deve ser igual ao número de viagens produzidas pelas respectivas zonas (Equação 2.1) e a soma das viagens de cada coluna deve corresponder ao número de viagens atraídas àquela zona (Equação 2.2).

$$\sum_{i} T_{ij} = O_i \qquad \forall i \tag{2.1}$$

$$\sum_{i} T_{ij} = D_j \qquad \forall j \tag{2.2}$$

O primeiro método para distribuir as viagens utiliza informação de uma matriz OD existente para estimar a distribuição de viagens futuras. É chamado método de fator de crescimento, pois emprega uma taxa de crescimento nessa estimação. O segundo método não utiliza as viagens existentes entre zonas, mas sim o nível de resistência, como tempo e custo, em realizar as viagens como medida para distribuir as viagens na matriz OD (IMMERS; STADA, 1998).

2.2.1 Métodos de fator de crescimento

Segundo o DNIT (2006), os métodos de fator de crescimento foram desenvolvidos sob a hipótese de que o padrão atual de viagens pode ser projetado para o futuro, utilizando valores previstos da taxa de crescimento das zonas. As utilizações destes métodos podem ser restritas, pois sugere-se que somente sejam empregados em áreas onde não são previstas mudanças significativas na infraestrutura e em aspectos socioeconômicos. A aplicação dos métodos de fator de crescimento exige a determinação preliminar de uma matriz de origem e destino das viagens (CAMPOS, 2013), conhecida na literatura como matriz semente e os resultados são, majoritariamente, dependentes da qualidade dessa matriz (BERTONCINI, 2010).

2.2.1.1 Fator de crescimento uniforme

Segundo Campos (2013) e Ortúzar e Willumsen (2011), na ocasião em que a única informação disponível é a taxa geral de crescimento para toda a área de estudo, pode-se assumir que a matriz OD irá expandir de maneira linear. Cada célula t_{ij} da matriz de viagens do ano base é multiplicada por um determinado fator uniforme f, gerando valores futuros de viagem T_{ij} (Equação 2.3).

$$T_{ij} = f \cdot t_{ij} \qquad \forall i, j \tag{2.3}$$

em que f é o fator de crescimento linear; t_{ij} é o número observado do total de viagens, ou matriz semente; e T_{ij} é a expansão do número total de viagens.

De acordo com Campos (2013), este método, apesar de sua simplicidade, deve ser aplicado somente em regiões já bastante desenvolvidas e quando o horizonte de planejamento é de curto prazo.

2.2.1.2 Fator de crescimento restrito unicamente

Neste método, o fator de crescimento é determinado de acordo com o crescimento esperado das viagens originárias de cada zona (restrito unicamente nas origens), ou para o crescimento esperado das viagens com destino às zonas (restrito unicamente nos destinos). Para o primeiro caso, aplica-se este fator de crescimento específico da origem às linhas da matriz OD (Equação 2.4). Da mesma maneira, o fator de crescimento específico dos destinos é aplicado às colunas correspondentes da matriz (Equação 2.5) (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

$$T_{ij} = f_i \cdot t_{ij} \qquad \forall \, i, j \tag{2.4}$$

$$T_{ij} = f_j \cdot t_{ij} \qquad \forall i, j \tag{2.5}$$

em que f_i é o fator de crescimento das origens e f_j é o fator de crescimento dos destinos.

2.2.1.3 Fator de crescimento restrito duplamente - Método de Fratar

Este método de distribuição de viagens deve ser aplicado quando tem-se a informação do número de viagens futuras atraídas e produzidas por cada zona (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). Utiliza, portanto, um fator de crescimento da produção e da atração e estima a matriz OD através de um processo iterativo. É conhecido, também, como Fratar Balanceado (CAMPOS, 2013). Robillard e Stewart (1974) defendem que é um método popular devido a qualidade dos resultados e a economia no número de operações necessárias em cada iteração.

Segundo Campos (2013), este procedimento busca a convergência da soma total de cada linha para o total de viagens produzidas e, de forma análoga, para as colunas. Seja f_i um fator de crescimento por linha da matriz e um fator de crescimento f_j por coluna. Uma estratégia, seria aplicar uma taxa de crescimento médio $(f_i + f_j)/2$, porém, o uso deste fator de crescimento não satisfaz a restrição nas produções (totais das linhas) nem a restrição nas atrações (totais das colunas) (IMMERS; STADA, 1998).

Furness (1965) propôs um método iterativo para expandir a matriz OD atual para o futuro utilizando fatores de balanceamento A_i e B_j . A estrutura do modelo é dada tal que o número previsto de viagens T_{ij} é determinado pelo número observado de viagens t_{ij} multiplicado por um fator de destino e um fator de origem iterativamente (Equação 2.6) (MORPHET, 1975; ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

$$T_{ij} = t_{ij} \cdot f_i \cdot A_i \cdot f_j \cdot B_j \qquad \forall i, j$$
(2.6)

Pode-se englobar nos fatores de balanceamento, os fatores de crescimento, resultando em:

$$T_{ij} = t_{ij} \cdot a_i \cdot b_j \qquad \forall i, j \tag{2.7}$$

Os fatores $a_i \in b_j$ podem ser determinados por:

$$a_i = \frac{t_{ij}}{\sum_j t'_{ij}} \quad \forall i \qquad b_j = \frac{t_{ij}}{\sum_i t'_{ij}} \quad \forall j$$

onde $\sum t'_{ij}$ é o somatório em *i* ou em *j* do número de viagens produzidas ou atraídas estimadas, respectivamente, em cada iteração.

Os passos deste método são apresentados a seguir.

- i. Fixe os fatores b_j iguais a 1.0 e determine os fatores a_i , isto é, satisfaça as restrições de produção de viagens.
- ii. Com os fatores a_i estimados, determine os fatores b_j , ou seja, satisfaça as restrições de atração de viagens.
- iii. Com os fatores b_j estimados, determine os fatores a_i .
- iv. Repita os passos ii. e iii. até que ambos os valores não se alteram mais para determinada margem de erro, ou seja, até convergirem para o valor 1.0.

Verma e Ramanayya (2014) afirmam que devido às correções aplicadas, este método é comumente chamado de algoritmo biproporcional. O método de Fratar é, também, considerado um caso especial dos modelos de maximização de entropia do tipo gravitacional, que é descrito na seção seguinte.

2.2.2 Métodos sintéticos

Os métodos sintéticos são aqueles que levam em consideração a separação espacial das zonas de tráfego e, são considerados mais realistas na distribuição de viagens (ARASAN et al., 1996). Possuem a vantagem de serem utilizados não somente para predizer o futuro como também sintetizar os fluxos atuais. Existem vários métodos sintéticos de distribuição, como o modelo gravitacional, a maximização de entropia, o modelo de oportunidades intervenientes, entre outros (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). Neste trabalho, são descritos os dois primeiros.

2.2.2.1 Modelo gravitacional

O modelo gravitacional aplicado à distribuição de viagens foi inicialmente proposto por Voorhees em 1956, de acordo com U.S. Department of Commerce, Bureau

19

of Public Roads (1963). Voorhees (1956), através deste método, foi capaz de relacionar o uso do solo com o tráfego urbano. O objetivo do método é estimar uma matriz OD em função do total de viagens produzidas em cada zona de tráfego, do total de viagens que a zona de tráfego atrai e dos custos para que as viagens ocorram (WILLUMSEN, 1981). Este último é o que o diferencia dos modelos de fator de crescimento, já que não utiliza o padrão observado de viagens, mas sim a separação entre as zonas (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). Conforme Wilson (1970), foi originalmente criado fazendo analogia à lei gravitacional de Newton, que afirma que:

$$F = \gamma \frac{M_1 M_2}{r^2}$$

onde *F* é força entre as massas, γ é uma constante, M_1 é massa do corpo 1, M_2 é a massa do corpo 2 e *r* é a distância entre os centros de massa.

Analogamente, o modelo gravitacional de transportes é:

$$T_{ij} = \alpha \frac{O_i D_j}{c_{ij}^2}$$

onde α é uma constante, O_i é o total de viagens com origem em i, D_j é o total de viagens com destino em j e c_{ij} é o custo de viagem entre i e j.

Ou seja, T_{ij} é diretamente proporcional a ambos O_i e D_j e inversamente proporcional ao quadrado das distâncias entre eles. Porém, Wilson (1970) indica que esta relação fere as condições de igualdade apresentadas anteriormente (Equações 2.1 e 2.2) e, portanto, o modelo deve ser ajustado. O autor introduziu, então, fatores de balanceamento A_i e B_j para garantir que as restrições sejam atendidas. O modelo pode ser descrito por:

$$T_{ij} = A_i \cdot O_i \cdot B_j \cdot D_j \cdot f(c_{ij}) \qquad \forall i, j$$
(2.8)

onde $f(c_{ij})$ é a função de custos de viagem e A_i e B_j são determinados por:

$$A_{i} = \left[\sum_{j} B_{j} \cdot D_{j} \cdot f(c_{ij})\right]^{-1} \qquad \forall i$$
(2.9)

$$B_j = \left[\sum_i A_i \cdot O_i \cdot f(c_{ij})\right]^{-1} \qquad \forall j$$
(2.10)

Schneider (1959) apresentou críticas a este método argumentando que o modelo gravitacional considera um campo de força de energia que caracteriza os

movimentos das partículas e não suas intenções. Porém, Wilson (1970), através de uma outra abordagem, a maximização de entropia, propôs um modelo estatístico que oferece uma base teórica e valida o modelo gravitacional.

2.2.2.2 Método de maximização de entropia

Segundo Wilson (1970), um sistema de interesse pode ser definido através de diferentes estados deste sistema. Para determinar estes estados, o autor faz uma analogia aos estados físicos de um gás. O macro-estado representa a quantidade total de moléculas no sistema, Figura 2a, o meso-estado equivale à distribuição de cada molécula em seções do sistema, Figura 2b, e o micro-estado corresponde à maneira como as moléculas estão distribuídas dentro de cada seção do sistema, Figura 2c.



Figura 2 - Representação de macro, meso e micro-estados

Fonte: adaptado de Bertoncini (2010).

Trazendo este conceito para sistemas urbanos, o macro-estado é definido como o número total de viagens atraídas e produzidas em cada zona. O meso-estado especifica o número de viagens entre cada origem e cada destino, ou seja, a distribuição das viagens entre pares OD. O micro-estado representa informações de cada viajante individualmente, como sua origem, destino, modo e tempo de viagem (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). Porém, dado um mesmo macro-estado, que neste caso são viagens produzidas e atraídas, é possível obter diferentes distribuições destas viagens na matriz OD, ou seja, meso-estados distintos (IMMERS; STADA, 1998), como mostra a Figura 3.

5	0	5	4	1	5	3	2	5	
1	2	3	2	1	3	3	0	3	
6	2	8	6	2	8	6	2	8	
	-							'	

Figura 3 – Matrizes OD com diferentes meso-estados para um mesmo macro-estado

Fonte: adaptado de Immers e Stada (1998).

A chave para o entendimento deste método é a ideia do "estado mais provável". A solução é determinada quando identifica-se o meso-estado mais provável, que é aquele associado ao maior número de micro-estados (WALMSLEY; LEWIS, 1993), através de fundamentos da análise combinatória. Wilson (1970) prova que o número de micro-estados W associados aos meso-estados T_{ij} é dado por:

$$W(T_{ij}) = \frac{T!}{\prod_{ij} T_{ij}!} \quad \forall i, j$$
(2.11)

Willumsen (1978) demonstrou que realizar a maximização da Equação (2.11) resulta na solução mais provável de acontecer. Para as matrizes da Figura 3, por exemplo, tem-se:

$$W = \frac{8!}{5! \ 0! \ 1! \ 2!} = 168 \qquad W = \frac{8!}{4! \ 1! \ 2! \ 1!} = 840 \qquad W = \frac{8!}{3! \ 2! \ 3! \ 0!} = 560$$

Neste caso, a segunda matriz é aquela com maior chance de ocorrer. Resolver por enumeração, porém, não é a forma mais eficiente. Para facilitar a maximização da Equação (2.11) e tornar mais simples sua implementação, aplica-se o logaritmo natural. A equação apresenta-se:

$$\ln W(T_{ij}) = \ln \left(\frac{T!}{\prod_{ij} T_{ij}!}\right) = \ln \left(T!\right) - \ln \left(\prod_{ij} T_{ij}!\right) \qquad \forall i, j$$
(2.12)

Conforme Wilson, adota-se a aproximação de Stirling (lnX! = XlnX - X) para simplificar a equação (2.12), resultando em:

$$\ln W(T_{ij}) = \ln(T!) - \sum_{ij} (T_{ij} \ln T_{ij} - T_{ij})$$
(2.13)

O primeiro termo da equação (2.13) (ln(T!)) é uma constante, podendo, portanto, ser omitido do problema de otimização. A equação resultante (2.14) é conhecida como função de entropia.

$$\ln W(T_{ij}) = -\sum_{ij} (T_{ij} \ln T_{ij} - T_{ij})$$
(2.14)

Para incorporar os custos de viagem, é necessário uma restrição adicional, dada pela Equação (2.15).

$$\sum_{ij} T_{ij} c_{ij} = C \qquad \forall i, j$$
(2.15)

O objetivo da maximização da função de entropia (2.14), segundo Wilson (1970), é determinar a matriz de T_{ij} que apresente os estados mais prováveis de um sistema e satisfaça as restrições (2.1), (2.2) e (2.15). Assim sendo, este problema de maximização possui restrições de igualdade e não negatividade ($T_{ij} \ge 0$) (WILSON; SENIOR, 1974), e é resolvido através do método de multiplicadores de Lagrange, tal qual demostrou Wilson (1967). A solução é dada por:

$$T_{ij} = A_i \cdot O_i \cdot B_j \cdot D_j \cdot exp^{(-\beta c_{ij})} \qquad \forall i, j$$
(2.16)

$$A_{i} = \left[\sum_{j} B_{j} \cdot D_{j} \cdot exp^{(-\beta c_{ij})}\right]^{\top} \quad \forall i$$
(2.17)

$$B_j = \left[\sum_i A_i \cdot O_i \cdot exp^{(-\beta c_{ij})}\right]^{-1} \qquad \forall j$$
(2.18)

Esta solução é a mesma obtida com o modelo gravitacional, onde, neste caso, a função de custos de viagem é $f(c_{ij}) = exp^{(-\beta \cdot c_{ij})}$. Caso não seja considerada uma função de impedância, o resultado obtido pela maximização de entropia é equivalente à equação utilizada no método de Fratar. Pode-se ainda, alterar a forma de como os custos de viagem são considerados, modificando a Equação (2.15) e obtendo diferentes funções de custos de viagem. Estas funções são discutidas na seção seguinte.

2.2.2.3 Função de impedância e calibração dos parâmetros

A função de custos generalizados é também chamada de função de impedância, pois representa o desincentivo em realizar uma viagem a medida que o custo aumenta (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). Segundo Wilson (1970), é formulada

como uma função, geralmente, decrescente e pode ser representada por custos generalizados. Estes custos são considerados em termos de distância, tempo ou valor monetário, ou ainda, uma combinação destes atributos em uma função linear aditiva, por exemplo. A função de impedância é comumente representada por:

 $\begin{array}{ll} \mbox{Função exponencial} & f(c_{ij}) = exp^{(-\beta \cdot c_{ij})} \\ \mbox{Função potência} & f(c_{ij}) = c_{ij}^{-\gamma} \\ \mbox{Função combinada} & f(c_{ij}) = c_{ij}^{-\gamma} \cdot exp^{(-\beta \cdot c_{ij})} \end{array}$

onde β e γ são parâmetros de dispersão.

De acordo com Immers e Stada (1998), estes parâmetros são determinados através de calibração utilizando observações da área de estudo. A forma geral das funções de impedância para alguns valores de β e γ são mostrados na Figura 4.

É importante destacar que a função de impedância depende do meio de transporte utilizado para realizar as viagens. A função exponencial explica de forma satisfatória viagens a pé, por exemplo, pois a ocorrência de viagens diminui para qualquer aumento da distância. No caso de viagens de carro, a tendência em utilizá-lo em viagens curtas será menor, porém aumenta para médias distâncias e decresce novamente em longas viagens (IMMERS; STADA, 1998). Dessa maneira, as funções exponencial e de potência reproduzem razoavelmente bem a segunda parte da curva, mas não a primeira. Por essa razão, a função combinada pode ajustar-se melhor em ocorrências de viagens motorizadas (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).



Figura 4 – Funções de impedância

A estimação de parâmetros da função de impedância busca reproduzir uma função contínua mais próxima possível dos custos observados. Hyman (1969) propôs

Fonte: Immers e Stada (1998).

um método prático para estimar o valor ótimo de β , chamado β^* . O método é descrito abaixo conforme Ortúzar e Willumsen (2011) e Hyman (1969).

- i. A estimativa inicial é dada por $\beta_0 = 1/\bar{c}$, onde \bar{c} é a média dos custos observados. Este valor de β é utilizado na função de impedância que, por sua vez, é empregada na Equação (2.8) para o cálculo de uma nova matriz de viagens.
- ii. Faz-se m = 0 e, com esta nova matriz, obtém-se o custo médio estimado c_0 e determina-se β_{m+1} , conforme a Equação (2.19).

$$\beta_{m+1} = \frac{\beta_0 \cdot c_0}{\bar{c}} \qquad (para \ m = 0) \tag{2.19}$$

iii. Faz-se m = m + 1. Utilizando o último valor de β, isto é β_{m-1}, o modelo gravitacional é executado novamente, obtém-se o novo custo médio c_{m-1} que é comparado com c̄. Caso eles sejam suficientemente próximos, aceita-se β_{m-1} como o valor ótimo β*. Caso contrário, executa-se o próximo passo.
iv. Uma melhor estimativa de β é obtida com a Equação (2.20).

$$\beta_{m+1} = \frac{(\bar{c} - c_{m-1})\beta_m - (\bar{c} - c_m)\beta_{m-1}}{c_m - c_{m-1}} \qquad (para \ m > 0)$$
(2.20)

v. Os passos (iii) e (iv) são repetidos até que o último custo médio observado c_{m-1} é suficientemente próximo de \bar{c} .

Caso existam dois parâmetros a serem estimados, este procedimento é executado inicialmente para um deles, até atingir sua convergência. Com este valor, aplica-se o procedimento para o segundo. Em seguida, executa-se novamente para o primeiro e assim por diante, até que ambos os parâmetros atinjam convergência. Com os parâmetros calibrados, pode-se então aplicar o modelo gravitacional, de forma análoga ao método de Fratar.

2.3 Divisão modal

Como continuação do processo de distribuição de viagens, tem-se a terceira etapa do modelo 4 etapas: divisão modal. Utiliza-se os modelos de divisão modal para subdividir a matriz OD de viagens em matrizes por modo de transporte. A divisão é feita com base nas variáveis que o usuário utiliza para fazer a escolha do modo. Os fatores que influenciam nesta escolha incluem características sócio-econômicas dos indivíduos, como renda e posse de veículos, e características dos serviços dos modos de transporte, como tempo de viagem e custo (CAMPOS, 2013; ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

Neste trabalho, foram utilizadas contagens de três modos distintos: automóveis, caminhões e ônibus, que foram transformados em unidades de carro de passeio, não sendo necessária esta terceira etapa.

2.4 Alocação de tráfego

A última etapa do modelo 4 etapas preocupa-se com a alocação das viagens na rede de tráfego. Com a matriz de viagens estimada no passo anterior, o objetivo é definir os arcos utilizados, seus respectivos fluxos e tempos de viagem, de acordo com as características da rede (PATRIKSSON, 1994). Para cada par OD, existem inúmeras rotas possíveis e a questão de interesse é como as viagens serão distribuídas entre estas rotas, como mostra a Figura 5. Este passo pode ser visto como um modelo de equilíbrio entre a demanda por viagens e a oferta do sistema de transportes (VERMA; RAMANAYYA, 2014). A quantidade de viagens que ocorrem em determinado momento e local é o resultado de várias decisões individuais. Estas decisões dependem do nível de congestionamento do sistema de transportes e o congestinamento, por sua vez, é dependente do número de viagens (SHEFFI, 1985). Esta relação de interdependência é o que os modelos de alocação de tráfego buscam representar.



Figura 5 – Rede hipotética

Fonte: adaptado de Verma e Ramanayya (2014).

Os modelos de alocação de tráfego podem ser classificados como estáticos e dinâmicos. Os modelos de alocação estática assumem que a demanda e oferta não dependem do tempo. Os fluxos calculados refletem a realidade quando a demanda de transportes pode ser considerada constante ao longo de determinado tempo, na hora-pico, por exemplo. Por esta condição, estes modelos são comumente chamados

de estado estável. Por outro lado, os modelos de alocação dinâmica levam em conta a variação da demanda bem como possíveis mudanças nas características da rede (IMMERS; STADA, 1998). Estes modelos, devido à sua complexidade, utilizam mais a técnica de simulação do que métodos de otimização por programação matemática (CAMPOS, 2013).

Dentre os modelos estáticos, o mais simples é o modelo de alocação tudo-ounada. Este método aloca todas as viagens a apenas uma rota, a de menor caminho e desconsidera as mudanças nos tempos de viagem oriundas do carregamento da rede. Na prática, sabe-se que mesmo quando a rede não está congestionda, são utilizadas várias rotas entre uma origem e um destino. Este efeito pode ser explicado ao assumir que a impedância varia de acordo com alguma probabilidade estatística. Estes modelos são os estocásticos e assim como a alocação tudo-ou-nada, não consideram variação no tempo de viagem em função do congestionamento.

		Efeitos estocásticos levados em conta?		
		Não	Sim	
	Não	Alocação	Alocação	
	nau	tudo-ou-nada	estocástica	
Efeitos de capacidade	Sim	Alocação do	Alocação	
levados em conta?		equilíbrio	estocástica	
			de equilíbrio	

Tabela 2 – Classificação dos modelos de alocação de tráfego estáticos

Fonte: adaptado de Immers e Stada (1998).

Os modelos estáticos que alocam as viagens em função do congestionamento são conhecidos como modelos de equilíbrio. Por último, combinando os dois métodos anteriores, obtém-se o modelo de equilíbrio estocástico. A Tabela 2 resume as diferentes classificações para os modelos estáticos. A necessidade de relacionar tempo de viagem e o volume de tráfego alocado na rede resultou no desenvolvimento das funções de desempenho (PATRIKSSON, 1994), descritas na seção seguinte.

2.4.1 Funções de desempenho nos arcos

O nível de serviço, ou impedância, oferecido pelos sistemas de transportes ocorre em função da utilização destes sistemas. Diferentes funções de desempenho são associadas aos arcos da rede, buscando representar distintos comportametos de fluxo (SHEFFI, 1985). Pesquisas existentes sobre estas funções, conforme Lee, Lee e Huh (2014), podem ser divididas em empíricas e teóricas. Das pesquisas empíricas, a função mais utilizada foi proposta pelo *U.S. Bureau of Public Roads* - BPR, em 1964 e

considera variações no tempo de viagem de acordo com o congestionamento.

Para contabilizar os efeitos de congestionamento, estas funções são, geralmente, não lineares, positivas e estritamente crescentes (PATRIKSSON, 1994). A Figura 6 representa uma típica função de desempenho. Na situação em que a rede não está carregada, o tempo de viagem é conhecido como tempo de viagem em fluxo livre e, portanto, não sofre qualquer atraso proveniente de interações com outros veículos. A partir do momento que há incrementos de fluxo na rede, o tempo de viagem aumenta devido ao congestionamento, até um limite máximo de capacidade (SHEFFI, 1985).



Figura 6 – Típica função de desempenho no arco

Fonte: adaptado de Sheffi (1985).

De acordo com U.S. Dept. of Commerce, Bureau of Public Roads (1964), a relação entre tempo de viagem e o volume de cada arco da rede de tráfego pode ser expressa pela equação (2.21), conhecida como função BPR.

$$t_a(x_a) = t_a^0 \left[1 + \alpha \left(\frac{x_a}{c_a} \right)^{\beta} \right] \qquad \forall a$$
(2.21)

onde $t_a(x_a)$ representa o tempo de viagem no arco a em função do fluxo x_a , t_a^0 é o tempo na velocidade de fluxo livre, c_a é capacidade associada ao arco e α e β são parâmetros de calibração, sendo $\beta > 1$, para garantir a forma convexa da curva.

Foram estabelecidos valores padrão de 0, 15 para α e 4 para o β pelo U.S. Dept. of Commerce, Bureau of Public Roads (1964). Isto significa que quando atinge-se a capacidade, a impedância no arco é 15% maior do que a impedância no fluxo livre

(VERMA; RAMANAYYA, 2014). Spiess (1990) mostra que valores de 2 a 12 para β são usados na prática. Quanto maior for β , menor o atraso para fluxos de tráfego baixos e o efeito do congestionamento torna-se mais tardio e brusco.

Apesar da função BPR ser amplamente utilizada, outras funções também aparecem com frequência na literatura. Uma delas, conhecida como cônica, foi sugerida por Spiess (1990) como solução para algumas desvantagens das funções BPR, principalmente no que diz respeito ao rápido crescimento da curva.

2.4.2 Equilíbrio do Usuário (Equilíbrio de Wardrop)

Como visto anteriomente, para análise de modelos de alocação de tráfego, o congestionamento é um fator fundamental e as funções de desempenho relacionam o tempo de viagem com o carregamento do arco. Patriksson (1994) afirma que apesar de outros fatores influenciarem os motoristas nas escolhas das rotas, o tempo é o principal componente do custo de viagem. Conforme Sheffi (1985), a alocação de fluxo às rotas envolve uma solução de um problema de equilíbrio entre demanda e desempenho.



Figura 7 – Equilíbrio em uma rede simplificada

Fonte: adaptado de Sheffi (1985).

Para exemplificar o equilíbrio, considere uma rede simplificada onde existem duas rotas entre um par OD (Figura 7a) e as função de desempenho de cada arco estão representadas na Figura 7b. Inicialmente o fluxo seria alocado na rota de menor tempo, ou seja, no arco 1. No instante em que o fluxo é igual a q', o tempo na rota 1 é igual ao tempo de fluxo livre da rota 2 e o motorista pode escolher qualquer rota. Caso escolha a rota 2, há um incremento no tempo de 2 e o próximo motorista escolheria a rota 1, e assim por diante (SHEFFI, 1985). Estas decisões individuais resultam em uma situação onde nenhum motorista consegue reduzir seu tempo de viagem escolhendo outra rota. Este conceito é conhecido como Equilíbrio do Usuário (*User Equilibrium - UE*) e pode ser considerado como um estado estável que evoluiu após determinado tempo e os usuários ajustaram suas rotas conforme as condições

existentes (PATRIKSSON, 1994). Este princípio foi inicialmente apresentado por Wardrop, conforme abaixo.

Primeiro princípio de Wardrop:

"Os tempos de viagem em todas as rotas utilizadas são menores ou iguais do que seria praticado por um único veículo em qualquer rota não utilizada¹" (WARDROP, 1952, p. 345, tradução nossa).

Todo usuário deseja minimizar seu próprio tempo de viagem. Existe uma espécie de competição entre os usuários da rede pois todos procuram a melhor rota, independentemente um dos outros. O primeiro princípio de Wardrop pode ser considerado determinístico por natureza, pois assume que todos os usuários do sistema, que são autônomos em suas decisões, possuem total conhecimento sobre os tempos de viagem em todas as rotas. Implicitamente, assume-se que todos os usuários da rede sempre tomam decisões racionais e, portanto, escolhem sempre a rota mais barata (TEODOROVIC; JANIC, 2016).

2.4.2.1 Modelagem matemática do problema de Equilíbrio do Usuário

Para a modelagem matemática do UE é adotada a notação apresentada na Tabela (3), conforme Sheffi (1985):

r	nó de origem
s	nó de destino
k	rota entre o par r-s
q_{rs}	fluxo entre o par r-s
x_a	fluxo no arco a
f_k^{rs}	fluxo na rota k entre o par r - s
t_a	tempo de viagem no arco a
$t_a(x_a)$	tempo de viagem em relação ao fluxo no arco a
c_k^{rs}	tempo de viagem na rota k entre o par r - s

Tabela 3 – Notação matemática

Fonte: adaptado de Sheffi (1985).

Intuitivamente, o tempo de viagem na rota k é dado pelo somatório dos tempos de viagem de todos os arcos que fazem parte daquela rota (Equação 2.22).

¹ The journey times on all the routes actually used are equal, and less than those which would be experienced by a single vehicle on any unused route.

$$c_k^{rs} = \sum_a t_a \,\delta_{a,k}^{rs} \qquad \forall \, k, r, s \tag{2.22}$$

 $\delta_{a,k}^{rs} = \begin{cases} 1, & \text{se o arco } a \text{ faz parte da rota } k \text{ entre o par } r\text{-}s \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$

O problema de alocação do UE visa encontrar os fluxos nos arcos que atendam as condições de equilíbrio supracitadas. O fluxo nos arcos, portanto, pode ser determinado através do seguinte problema de minimização:

minimizar
$$\mathbf{z}(\mathbf{x}) = \sum_{a} \int_{0}^{x_{a}} t_{a}(\omega) \, d\omega$$
 (2.23)

sujeito à

$$\sum_{k} f_k^{rs} = q_{rs} \qquad \qquad \forall r, s \qquad (2.24)$$

$$f_k^{rs} \ge 0 \qquad \qquad \forall k, r, s \qquad (2.25)$$

$$x_a = \sum_k \sum_r \sum_s \delta_{a,k}^{rs} f_k^{rs} \qquad \forall a \qquad (2.26)$$

A função objetivo (2.23) é a soma das integrais das funções de desempenho nos arcos. Esta formulação não representa nenhuma interpretação econômica ou de tráfego, é apenas conveniente do ponto de vista matemático para resolver o problema de equilíbrio. A equação (2.24) apresenta-se como restrições de conservação de fluxo, ou seja, todos os fluxos entre pares OD devem ser alocados na rede. A restrição (2.25) garante a não negatividade dos fluxos. Como pode-se observar, a função objetivo (2.23) está em função dos fluxos nos arcos, x_a , enquanto a restrição (2.24) apresenta-se em função dos fluxos nas rotas, f_k^{rs} . Por este motivo, incluiu-se a restrição (2.26), que é chamada de relação de incidência, pois expressa os fluxos nos arcos em função dos fluxos nas rotas (SHEFFI, 1985; TEODOROVIC; JANIC, 2016).

Este problema de otimização apresenta restrições de igualdade e não negatividade e, deste modo, pode ser resolvido pelo método dos multiplicadores de Lagrange, conforme demonstra (SHEFFI, 1985). O novo problema é expresso por:

$$f_k^{rs}(c_k^{rs} - u_{rs}) = 0 \qquad \forall k, r, s$$
 (2.27)

$$c_k^{rs} - u_{rs} \ge 0 \qquad \forall k, r, s \tag{2.28}$$

$$\sum_{k} f_k^{rs} = q_{rs} \qquad \forall r, s \tag{2.29}$$

$$f_k^{rs} \ge 0 \qquad \forall \, k, r, s \tag{2.30}$$

onde u_{rs} é um multiplicador de Lagrange.

O multiplicador de Lagrange u_{rs} representa o menor tempo de viagem entre o par *r*-*s*. Assim, a equação (2.27) pode ser explicada diante de algumas possibilidades. Caso haja fluxo na rota *k* entre o par *rs*, $f_k^{rs} \ge 0$, então obrigatoriamente $c_k^{rs} - u_{rs} = 0$, isto é, a variável lagrangeana é igual ao custo (tempo de viagem) na rota *k* entre o par *r*-*s*. Quando não há fluxo, $f_k^{rs} = 0$, então $c_k^{rs} - u_{rs} \ge 0$ e isto significa que o tempo de viagem c_k^{rs} é maior ou igual ao menor tempo possível u_{rs} . As condições (2.29) e (2.30) representam a conservação dos fluxos e a garantia de não negatividade dos mesmos, respectivamente (SHEFFI, 1985; TEODOROVIC; JANIC, 2016). Sendo assim, a solução encontrada com as equações (2.27)-(2.30) satisfaz as condições de equilíbrio.

Esta formulação exata, porém, torna-se inviável para resolver problemas de grande porte, pois necessita a enumeração de todas as rotas possíveis entre todos os pares OD, tornando-o dispendioso (SHEFFI, 1985). Para tanto, os problemas de alocação de tráfego, onde o congestionamento seja considerado e a função de desempenho seja crescente, tem-se um problema de otimização convexa (NGUYEN, 1974), que pode ser resolvido através do Algoritmo de Frank-Wolfe.

2.4.3 Algoritmo de Frank-Wolfe

Também conhecido como método de combinações convexas, foi originalmente proposto para a solução de problemas de otimização quadráticas com restriçõe lineares (FRANK; WOLFE, 1956). É utilizado em inúmeras aplicações, e este algoritmo resolve, por aproximações lineares sucessivas, o problema de equilíbrio do usuário.

Neste algoritmo, um problema linear é formulado, cuja solução ótima é usada para a definição de uma direção de descida para a minimização da Equação (2.23). Encontrada a direção, calcula-se o tamanho do movimento nesta direção por um método de redução de intervalos e obtém-se uma estimativa dos fluxos de equilíbrio. O algoritmo prossegue até que algum critério de convergência seja atingido. Um resumo deste algoritmo é apresentado a seguir.

- i. *Inicialização.* (n = 1) Determinar solução inicial x_a^1 baseada na alocação tudo-ou-nada para a rede vazia, ou seja, $t_a = t_a(0), \forall a$.
- ii. Atualização dos tempos. Atualizar os tempos de viagem nos arcos com o fluxo atual x_a^n , ou seja, $t_a^n = t_a(x_a^n), \forall a$.
- iii. Direção de descida. Determinar um conjunto de soluções auxiliares y_a^n baseados na execução de uma alocação tudo-ou-nada para t_a^n . Calcular a direção de descida: $d_a^n = y_a^n x_a^n$
- iv. *Tamanho de passo.* Encontrar Δ^n que resolva:

$$\min_{0 \le \Delta^n \le 1} \sum_a \int_0^{x_a^n + \Delta^n (y_a^n - x_a^n)} t_a(\omega) \, d\omega \tag{2.31}$$

v. Atualização dos fluxos. Fazer:

$$x_a^{n+1} = x_a^n + \Delta^n (y_a^n - x_a^n), \ \forall a$$
(2.32)

vi. *Teste de convergência.* Se o critério de convergência for atingido, pare e aceite a solução atual x_a^{n+1} . Caso contrário, faça n = n + 1 e vá para o passo (ii).

Uma descrição mais detalhada de cada passo do algoritmo é apresentada a seguir, conforme Jaggi (2011), Meng, Yunchao e Ziyou (2008) e Sheffi (1985).

(a) Inicialização

A adoção de uma solução inicial com a rede vazia justifica-se pela própria natureza das funções de desempenho nos arcos. Em redes descongestionadas, a solução inicial estará próxima à situação de equilíbrio.

(b) Busca da direção de descida

O objetivo é encontrar uma direção de descendente pela minimização de uma aproximação linear para a função objetivo (2.23) no ponto da solução atual. Minimizar esta função linearizada, sujeita à um conjunto de restrições lineares, é um problema de programação linear que tem sua solução em um ponto extremo da região viável. Isto pode ser visualizado na Figura 8, onde a superfície convexa em azul representa a função objetivo f, o plano em marrom é a aproximação linear de f na solução corrente x e as restrições lineares são os planos em azul escuro. A linha que liga a solução atual x^n com a solução do problema linearizado y^n , é a direção de busca. Este passo, portanto, envolve a solução do problema linear:

$$\min Z^{n}(\mathbf{y}) = \nabla Z(\mathbf{x}^{n}) \cdot \mathbf{y}^{T} = \sum_{a} \frac{\partial Z(\mathbf{x}^{n})}{\partial x_{a}} y_{a}$$
(2.33)



Figura 8 – Uma iteração do algoritmo de Frank-Wolfe

Fonte: adaptado de Jaggi (2011).

Esta função linear de y, deve ser minimizada considerando as restrições do problema original. Este problema minimiza o tempo total de viagem sobre a rede, com os tempos de viagem nos arcos não dependendo dos fluxos. Portanto, o tempo de viagem é minimizado pela alocação de todos os usuários nos caminhos com tempo de viagem mínimo entre suas origens e destinos. Esta alocação é um procedimento de carregamento tudo-ou-nada, onde todo o fluxo é alocado no caminho mínimo. A solução encontrada define a direção de descida $d^n = y^n - x^n$.

(c) Tamanho de passo

A nova solução x^{n+1} deve encontrar-se entre $\mathbf{x}^n \in \mathbf{y}^n$, ou seja, deve estar dentro da região factível determinada pelas restrições do problema. Então, a linha de busca para o tamanho do movimento pode ser encontrada por qualquer método de redução de intervalos. Neste caso, a derivada da função objetivo (2.31) em relação a Δ é:

$$\frac{\partial}{\partial \Delta} Z \left[\mathbf{x}^n + \Delta^n (\mathbf{y}^n - \mathbf{x}^n) \right] = \sum_a (y_a^n - x_a^n) t_a \left[x_a + \Delta^n (y_a^n - x_a^n) \right]$$
(2.34)

(d) Atualização dos fluxos

Uma vez encontrado Δ^n , o próximo ponto x^{n+1} pode ser gerado pela Equação (2.32). Esta solução é uma combinação convexa, ou média ponderada, de x^n e y^n .

(e) Teste de convergência

O critério de parada poderia ser escolhido pela similaridade de tempos de viagem sucessivos para os pares OD. Um critério baseado na mudanças dos fluxos alocados também pode ser utilizado.

A determinação do equilíbrio em redes de transportes é essencial em muitos estudos de transportes, já que um dos maiores problemas enfrentados pelos engenheiros e planejadores urbanos é justamente predizer o impacto de intervenções urbanas. Os resultados obtidos com o modelo 4 etapas, podem ser utilizados por tomadores de decisão, por exemplo, para prever os fluxos futuros da região de estudo e assim determinar uma série de medidas de interesse.

2.5 Revitalização de espaços urbanos

A vida nas cidades depende, em grande parte, da qualidade dos espaços públicos e do estímulo à utilização e ocupação das áreas compartilhadas. Dessa maneira, a infraestrutura urbana, tais como ruas, praças, parques e calçadas, deve garantir acesso democrático à toda população (EVERS; ZOTTIS, 2015). Além disso, o crescimento econômico das cidades está associado às condições de locomoção e transporte, na medida que possibilita a ligação entre a produção de bens e serviços, a comercialização e o consumo. Estes fatores, que teriam promovido o desenvolvimento urbano, atualmente tornaram-se seus maiores problemas (AMUR et al., 2004).

A deterioração de áreas urbanas, seja ela econômica, física, social ou ambiental, corresponde à decadência decorrente do fato da estrutura existente no local não estar mais satisfazendo ao seu papel funcional exigido pela cidade (SIMÕES JUNIOR, 1994). Neste cenário, apresenta-se a definição de revitalização urbana.

[A revitalização urbana] refere-se ao processo de reuso de uma edificação ou de uma área urbana neglicenciada, de modo a conservar estruturas existentes, reintegrá-las a um uso adequado e reinseri-las na malha urbana, priorizando a diversidade sócio-espacial da região (JARDIM, 2012)

Este conceito é tema de diversos estudos, os quais justificam-se por várias razões, entre elas, a existência de áreas deterioradas, a mobilidade prejudicada de uma região e a escassez de terrenos vagos. Um dos projetos tido como referência nesse assunto foi a revitalização da *High Line*, linha férrea elevada destinada ao tráfego de trens de carga, situada na cidade de Nova York. Construída em 1930 e desativada décadas mais tarde, tornou-se um espaço urbano degradado e ocioso. Com a presente preocupação sobre a mundança climática global e a sustentabilidade nas cidades, surgiu, então, a oportunidade de requalificação do seu entorno, dando origem ao *High Line Park*. O parque linear foi construído em substituição à antiga linha férrea e tornou-se um dos pontos turísticos mais visitados da cidade (JARDIM, 2012). Seu sucesso inspirou várias cidades a repensar nas infraestruturas obsoletas como espaço público proveitoso (MORTICE, 2017).

Outro projeto notável ocorreu em Seul, na Coreia do Sul. O Rio Cheonggyecheon é o principal rio que corre no centro da cidade de Seul. Na década de 1950, como proposta para resolver os problemas de mobilidade da região, o rio foi coberto e transformado em uma autoestrada. O projeto foi considerado um símbolo de sucesso da industrialização. Porém, anos mais tarde, verificou-se que a via expressa era insustentável tanto em aspectos ambientais como econômicos. Houve, então, a proposta de revitalização do rio e a transformação do espaço em um parque. Foram demolidas tanto os elevados quanto as vias que encobriam o rio (Figura 9). A revitalização tornou o rio um espaço de convivência social e valorização urbana e seu projeto é visto como um marco de modernização sustentável urbana (CHO, 2010; HWANG, 2004).

Figura 9 – Antes e depois da restauração de Cheonggyecheon



Fonte: Landscape Performance Series (2017).

3 ESTUDO DE CASO

Este capítulo aborda a caracterização do problema a ser modelado e o detalhamento do método proposto para sua resolução, desde aquisição e tratamento dos dados, estimação da matriz OD e geração dos arquivos da rede de tráfego.

3.1 Caracterização do problema

O BRT é um sistema de transporte de ônibus de alta capacidade que propicia a mobilidade urbana de forma rápida e eficiente a um custo operacional relativamente baixo. Dentre suas principais características estão as vias segregadas, prioridade de passagem, embarque e desembarque em nível e menor emissão de poluentes. Devido a ampla variedade dos sistemas atualmente em operação, há diferentes níveis de classificação, conforme a Figura 10 (BRASIL, 2007).



Figura 10 – O espectro da qualidade dos transportes públicos sobre pneus



Até o ano de 2006, existiam apenas dois sistemas de BRT completos no mundo: em Bogotá, na Colômbia e na cidade brasileira de Curitiba (BRASIL, 2007). Curitiba é referência mundial em planejamento urbano e isto se deve, principalmente, à implantação do sistema BRT (IPPUC, 2017b). Atualmente, o sistema de transporte público da cidade transporta mais de 1,5 milhões de passageiros por dia útil (URBS, 2017). Nos últimos anos, a grande procura por este serviço tem aproximado algumas linhas do BRT à saturação. Neste sentido, surgiu o projeto do primeiro metrô da cidade em substituição à linha mais carregada, o eixo norte-sul. O metrô curitibano deve ser entendido como uma evolução necessária do sistema de transportes e não como um fracasso do BRT (IPPUC, 2017b).

O traçado previsto possui cerca de 22 km de extensão, onde 2,43 km serão em via elevada e todo o restante subterrâneo. Estão previstas 21 estações, com intervalo de cerca de 1 km entre elas, mantendo as integrações existentes com o transporte público de Curitiba (CURITIBA, 2012b). Uma das vantagens do projeto é a existência das canaletas exclusivas de ônibus, o que garante que não haverá desapropriação, uma vez que grande parte do trajeto do metrô será subterrâneo e passará abaixo das canaletas, como mostra a Figura 11. Espera-se que os atuais usuários do BRT migrem para o novo sistema e, além disso, os motoristas de veículos particulares também sejam atraídos (CURITIBA, 2012a).



Figura 11 – Seção do projeto do metrô subterrâneo

Fonte: Curitiba (2012b).

Com a desativação desta linha do BRT, surge a necessidade de requalificação do solo urbano local, já que este espaço ficaria ocioso. Luciano (2016), através de um simulador de tráfego, o *Simulation of Urban Mobility* - SUMO, analisou a abertura deste espaço ao fluxo de veículos em diferentes sentidos. Este trabalho visa avaliar os mesmos cenários, porém ao invés da técnica de simulação, utiliza a abordagem exata de equilíbrio do usuário.

3.2 Método

Segundo Yin (2015), o tipo de pesquisa realizada é um estudo de caso e sua abordagem é quantitativa. As etapas da pesquisa ocorreram conforme a Figura 12. Na etapa de levantamento bibliográfico e referencial teórico, grande parte das referências foram obtidas através da consulta a artigos publicados em revistas sobre transportes de reconhecimento global, como a *Transportation Science* e *Transportation Research*. A partir destes, foram extraídas as demais fontes.

Figura 12 – Etapas da pesquisa



Fonte: elaborado pelo autor.

3.2.1 Aquisição e tratamento de dados

Para a aquisição de dados de contagens de tráfego da cidade de Curitiba, o site do IPPUC foi consultado. As pesquisas disponibilizadas são anuais e visam determinar a quantidade, o sentido e a composição do fluxo de veículos, motorizados ou não, que passam por um ou vários pontos selecionados do sistema viário, numa determinada unidade de tempo (IPPUC, 2017a). O ano de 2012 possui mais pontos de contagens em relação aos outros anos, 451 no total e, por isso, foi selecionado por Luciano (2016). O autor, a partir destes arquivos, extraiu informações sobre três modos: automóveis, caminhões e ônibus, que foram transformados em unidades de veículo de passeio. As contagens foram realizadas nos horários de pico da manhã (06:00 às 09:00) e da tarde (17:00 às 20:00) e com isso, estabeleceu-se o volume médio por hora. Os fluxos nas interseções foram, então, selecionados de acordo com o maior volume nos picos da manhã ou da tarde, para cada ponto de contagem.

Luciano (2016) ainda obteve, no próprio site do IPPUC, informações georrefenciadas dos pontos de contagem e selecionou aqueles mais próximos ao corredor de BRT - Santa Cândida/Capão Raso, totalizando 293 pontos em 4 bairros da cidade: Centro, Batel, Água Verde e Rebouças. A Figura 13 ilustra estes pontos em vermelho, bem como o corredor do BRT, destacado em amarelo. Os pontos de contagens apresentam fluxos de entrada e saída de veículos nos nós da rede. Esses fluxos foram admitidos como o número total de viagens atraídas e produzidas por centroides (pontos), e a soma do número total de viagens atraídas ou produzidas é igual a 760437 viagens, ou seja:

$$\sum_{i=1}^{293} O_i = \sum_{j=1}^{293} D_j = 760437$$

Com os pontos georreferenciados, calculou-se a distância euclidiana entre todos os 293 pontos considerados e obteve-se uma matriz de distâncias de dimensão 293x293. Com esta matriz foi possível calibrar os parâmetros da função de impedância para, em seguida, executar o modelo gravitacional.





Fonte: Luciano (2016).

3.2.2 Calibração de parâmetros

Com a matriz de distâncias euclidianas, gerou-se um histograma de frequência de ocorrência das distâncias, apresentado na Figura 14.



Figura 14 – Histograma de frequência das distâncias

Fonte: elaborado pelo autor.

Pelo seu formato, pode observar que poucos pares OD estão a menos de 0,5 km entre si, grande parte está entre 0,5 e 3,0 km, e poucos estão a mais de 3,0 km de distância entre si. Portanto, optou-se em utilizar a função de impedância combinada, que é dada por:

$$f(c_{ij}) = c_{ij}^{\gamma} \cdot exp^{(-\beta \cdot c_{ij})}$$

Dessa forma, dois parâmetros, $\gamma \in \beta$, precisaram ser estimados. O método de Hyman, apresentado anteriormente, foi implementado na linguagem de programação C/C++ para a obtenção dos valores ótimos. Os valores dos parâmetros estimados são apresentados na Tabela 4.

	Tabela 4 –	Valores	estimados	dos	parâmetros
--	------------	---------	-----------	-----	------------

Parâmetro	Valor
β	0.118
γ	0.599

Fonte: elaborado pelo autor.

3.2.3 Estimação da matriz OD

Com a função de impedância calibrada para a área de estudo, o modelo gravitacional pôde, enfim, ser aplicado. Foi implementado, também, em C/C++ e, assim, gerou-se a matriz de distribuição de viagens. Luciano (2016), diferentemente, estimou sua matriz OD através do método de Fratar. Este método, como já explicado, não

utiliza a separação espacial, mas sim, uma matriz semente de viagens. Por não existir essa matriz inicial, o autor a estimou considerando que as distâncias são diretamente proporcionais ao número de viagens.

Para efeitos de comparação das matrizes, gerou-se mapas de calor das mesmas e calculou-se o erro quadrático médio. Os mapas de calor, apresentados na Figura 15 revelam tendência similar, por inspeção visual, na distribuição das viagens para ambas as matrizes. A escala de valores também indica que o número de viagens distribuídas nas células ficaram próximas, as células de cor clara receberam no máximo 200 viagens para o gravitacional e, em torno de, 220 viagens para o método de Fratar. Além disso, o erro médio quadrático (*mean squared error - MSE*) e a raiz quadrada do MSE (*root mean squared error - RMSE*) foram calculados através das Equações (3.1) e (3.2), respectivamente.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\hat{x}_i - x_i)^2$$
(3.1)

$$RMSE = \left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (\hat{x}_i - x_i)^2\right]^{\frac{1}{2}}$$
(3.2)

onde \hat{x}_i foi considerado como os valores das células da matriz OD gravitacional, x_i , do método de Fratar e n é o número de células da matriz.

O valor do MSE eleva as diferenças individuais ao quadrado, por isso é sempre positivo. Adicionalmente, o RMSE é comumente usada para expressar a acurácia dos resultados numéricos com a vantagem de que RMSE apresenta valores do erro nas mesmas dimensões da variável analisada. Os valores obtidos para estas duas métricas são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 – Comparação das matrizes através de MSE e RMSE

	MSE	RMSE
Gravitacional/Fratar	1.17	1.08

Fonte: elaborado pelo autor.

O valor de RMSE igual a 1.08 viagem é relativamente pequeno, considerando que existem 760437 viagens distribuídas na matriz OD. Pode-se afirmar, portanto, que as duas matrizes possuem resultados relativamente próximos. Neste trabalho, a matriz OD gravitacional é utilizada.



Figura 15 – Mapa de calor da matriz OD gravitacional e Fratar



Fonte: elaborado pelo autor.

3.2.4 Geração da rede

Para gerar a rede de tráfego, Luciano (2016) importou os dados do OpenStreetMap e criou o arguivo de redes do SUMO (.xml.net). Além disso, o autor propôs quatro cenários distintos para a simulação, apresentados na Tabela 6. Os mesmos cenários são considerados neste trabalho.

Cenário 1 (base)	Com corredor exclusivo de BRT
Cenário 2	Abertura aos veículos em mão dupla
Cenário 3	Abertura aos veículos sentido Centro-Batel
Cenário 4	Abertura aos veículos sentido Batel-Centro

Tabela 6 – Cenários

Fonte: elaborado pelo autor.

Para aplicar a modelagem exata de equilíbrio do usuário, foi necessário transformar a rede do SUMO em um grafo contendo nós, que são as interseções, e arcos, que representam as vias. Para tal, implementou-se um código em C/C++ para ler o arquivo (.xml.net) e extrair informações relativas ao nós e aos arcos, para os quatro cenários considerados. Para os nós obteve-se:

- a. Número de nós:
- b. Código de identificação;
- c. Latitude:
- d. Longitude.

Para os arcos, foram extraídos os seguintes dados:

- a. Número de arcos;
- b. Código de identificação;
- c. Nó inicial;
- d. Nó final:
- e. Número de faixas:
- f. Velocidade;
- g. Comprimento;

Os nós de início e fim para cada arco indicam a direção do fluxo. A capacidade do arco foi determinada através da multiplicação do número de faixas por um valor constante de 1400 veic/h/faixa (BRASIL, 1991). Calculou-se o tempo em fluxo livre pela razão do comprimento pela velocidade do arco.

O grafo foi construído através de uma lista de adjacências, cuja representação consiste de uma lista encadeada de vértices e, para cada vértice, uma lista encadeada dos arcos com início naquele vértice. A Figura 16 exemplifica esta representação para um grafo com 3 nós e 4 arcos.



Figura 16 – Representação da lista de adjacências

Fonte: elaborado pelo autor.

3.2.5 Implementação do algoritmo de Frank-Wolfe

O algoritmo de Frank-Wolfe foi implementado também na linguagem de programação C/C++ e se dividiu em duas partes principais. A primeira compreendeu os cálculos de caminho mínimo (passo iii.) e escolheu-se o algoritmo de Dijkstra devido a sua eficiência computacional comparado aos outros algoritmos de caminho mínimo (CORMEN et al., 2001). É importante destacar que, neste trabalho, os caminhos mínimos não são calculados em função das distâncias, mas sim dos tempos de viagem.

A função BPR calcula os novos tempos de viagem de acordo com o fluxo alocado (passo ii.). Os parâmetros α e β , necessários para o cálculo desta função, são baseados nas características da via. Os valores mais próximos encontrados na literatura que refletem a realidade brasileira foram definidos por Machado e Ribeiro (2003 apud SANTOS et al., 2016) que utilizaram a função BPR para calibrar o trecho da ponte Rio-Niterói a partir de dados empíricos. Obtiveram valores de 0,21 e 3,82 para alfa e beta, respectivamente, e estes valores são utilizados neste trabalho.

A segunda parte do algoritmo diz respeito à distribuição do fluxo nas rotas mínimas a cada iteração (passo iv.) e isto é realizado através de uma minimização não-linear unidimensional da função objetivo. O método da bisecção foi escolhido por ser um método simples e de rápida convergência.

O resultado deste algoritmo fornece os tempos de viagem em cada arco da rede. A estratégia empregada para determinar os tempos de viagem nas rotas utilizadas entre pares OD foi executar novamente o algoritmo de Dijkstra sob a solução de equilíbrio. A execução deste método analítico de alocação de tráfego é bastante complexa do ponto de vista computacional, principalmente devido ao tamanho da rede, que contém 11448 nós e 24952 arcos. Neste sentido, foi necessário utilizar um computador de alto desempenho, disponibilizado pelo Laboratório de Computação Científica da Universidade Federal de Santa Catarina, com 12 núcleos de processamento e 192GB de RAM.

3.2.6 Indicadores de desempenho

A simulação no SUMO fornece diferentes dados de saída, como comprimento da rota, emissão de poluentes, consumo de combustível, velocidade, tempo de viagem, entre outros. A partir destes dados, Luciano (2016) selecionou três medidas de desempenho para análise: tempo médio de viagem, tempo médio de espera e velocidade média.

A alocação de tráfego pela modelagem analítica de Equilíbrio do Usuário não é capaz de oferecer resultados sobre a formação de filas, portanto o indicador de tempo médio de espera não será analisado. A velocidade média é combinação linear dos tempos médios de viagem, por isso, neste trabalho somente este último indicador é considerado.

4 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos com a implementação do método proposto. Inicialmente é feita a apresentação dos resultados obtidos com a modelagem de Equilíbrio do Usuário e, em seguida, é realizada a comparação com os resultados prévios da simulação de Luciano (2016). Por último, faz-se a discussão dos resultados.

4.1 Resultados do Equlíbrio do Usuário

O algoritmo de Frank-Wolfe foi executado em um computador de alto desempenho para os quatro cenários considerados. O número de iterações necessárias para atingir convergência e o tempo de processamento são apresentados na Tabela 7.

	lterações	Tempo de
	nerações	processamento (s)
Cenário 1	190	1468.5
Cenário 2	186	1486.9
Cenário 3	206	1513.0
Cenário 4	166	1499.0

Tabela 7 – Número de iterações e tempo de processamento para os quatro cenários

Fonte: elaborado pelo autor.

O critério de parada do algoritmo foi definido calculando-se a diferença de fluxos alocados entre iterações sucessivas para todos os arcos, e verificando se o valor máximo dessas diferenças era menor que um valor constante. Este valor foi fixado em 15%, ou seja, o algoritmo atingiria convergência quando a maior diferença entre fluxos alocados em todos os arcos fosse menor que 15%. A Figura 17 mostra como o algoritmo convergiu para os quatro cenários, onde o eixo das ordenadas indica esta diferença, em porcentagem e o eixo das abcissas é o número de iterações. Todos apresentaram comportamento similar, com flutuações dos valores das diferenças ao longo das iterações até atingir convergência. O cenário 1, porém, obteve as diferenças máximas de fluxos bem mais altas em relação aos demais.



Figura 17 - Convergência do algoritmo de Frank-Wolfe

Fonte: elaborado pelo autor.

A solução do algoritmo determina os fluxos alocados e os tempos de viagem em cada arco da rede e não nas rotas utilizadas. Conforme mencionado anteriormente, para determinar o tempo nas rotas entre todos os pares OD executou-se o algoritmo de Dijkstra na solução de equilíbrio. Isto pode ser realizado pois para cada par OD, os tempos de viagem são iguais entre as rotas utilizadas e são menores ou iguais que os tempos nas rotas não utilizadas. Portanto, o algoritmo de Dijkstra busca as menores rotas (neste caso, as mais rápidas) entre os pares OD, garantindo as condições de equilíbrio. Os tempos médios de viagem foram calculados através da média aritmética simples de todos os caminhos utilizados entre todos os pares OD e arredondados para o inteiro mais próximo. Os valores resultantes de cada cenário constam na Tabela 8.

Tabela 8 – Resultados dos tempos médios de viagem para cada cenário

	Tempo de viagem (s)				
	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	
Média	1150	1083	1088	1040	

Fonte: elaborado pelo autor.

O cenário 1, que reflete a situação atual com operação do BRT nas faixas exclusivas na região central, obteve tempo médio de viagem igual a 1150 s (19.2 min). O cenário 2, que considerou a abertura das faixas do BRT aos veículos em mão

dupla, apresentou tempo médio de viagem 5.8% menor que o cenário 1. A abertura das vias aos veículos no sentido Centro-Batel, considerada no cenário 3, obteve redução de 5.4% em relação ao primeiro. O cenário 4, com abertura aos veículos na direção Batel-Centro, apresentou a maior redução, cerca de 9.6%, equivalente a 110 s, comparado ao cenário 1. Estas considerações estão resumidas na Tabela 9, onde os sinais negativos indicam diminuição dos tempos de viagem.

	Tabela 9 -	Comparação	entre	cenários
--	------------	------------	-------	----------

	Tempo (s)	(%)
Cenário 1 e Cenário 2	-67	-5.8%
Cenário 1 e Cenário 3	-62	-5.4%
Cenário 1 e Cenário 4	-110	-9.6%

Fonte: elaborado	pelo autor.
------------------	-------------

Quando analisa-se a distribuição de frequência dos fluxos alocados entre pares OD, pode-se observar, na Figura 18, que grande parte destes fluxos possui valores pequenos (<30 veic/h) e poucos fluxos apresentam valores altos. O histograma

Figura 18 – Histogramas de frequência de fluxo e tempo



Fonte: elaborado pelo autor.

de frequência dos tempos após a alocação dos fluxos revela que a maioria ficou entre valores intermediários, poucos tempos foram baixos (<100 s) e altos (>2500 s).

O gráfico de dispersão da Figura 19 mostra os fluxos alocados e seus respectivos tempos de viagem. Pode-se analisar que visualmente não existe uma relação clara entre eles. Volumes pequenos de fluxo (<50 veic/h) após sua alocação na rede, obtiveram tempos de viagem variando entre valores baixos até os mais altos. Apenas para os fluxos maiores (>200 veic/h), seus respectivos tempos foram mais elevados.



Figura 19 – Gráfico de dispersão de fluxo e tempo

Fonte: elaborado pelo autor.

Na comparação entre cenários, observa-se na Figura 20, que a diferença na frequência de tempos foi mais discrepante entre os cenários 1 e 4. O cenário 4 apresentou um menor número de viagens com tempos menores e uma maior número de viagens com tempos maiores, comparado ao cenário 1. Porém, como apontado anteriormente, a média foi o menor valor obtido entre todos os cenários. O cenário 3 apresentou a frequência de tempos de viagem muito próximas ao cenário 1 e, conforme análise anterior, sua média foi a que menos se alterou em relação ao primeiro. O cenário 2 ficou em uma situação intermediária entre os demais.



Figura 20 – Comparação dos histogramas entre cenários

Fonte: elaborado pelo autor.

É possível analisar, também, os tempos de viagem nas rotas da solução de equilíbrio contrapondo com os tempos de viagem em fluxo livre. Certamente, é inviável dimensionar uma via urbana para que todos os veículos possam trafegar sem atrasos, porém, esta análise é válida para demonstrar como o fluxo alocado em cada arco alterou os tempos de viagem nas rotas.

Executou-se o algoritmo de Dijkstra para a rede vazia, obtendo os caminhos mínimos para todos os pares OD. A diferença de tempos de viagem nesta situação e após a alocação de equilíbrio, para o primeiro cenário, gerou a Tabela 10. A diferença máxima encontrada entre caminhos para um mesmo par OD refletiu um aumento de 2550% no tempo de viagem na rota, equivalente a 2814 s (~47 min). Isto significa que

com os fluxos alocados em cada arco que fazem parte deste caminho, o tempo de viagem, mesmo com este atraso, ainda é o menor possível. Por outro lado, o tempo de viagem em alguns pares OD, mesmo após a alocação de fluxo, não resultou em mudanças significativas no tempo de viagem, isto porque os fluxos alocados nestes casos foram relativamente baixos. É importante destacar que os caminhos entre pares OD não são necessariamente os mesmos na situação de fluxo livre e após a alocação de tráfego, já que o algoritmo, a cada iteração, busca o caminho mais rápido, podendo portanto alterá-los. Na média, os tempos de viagem aumentaram em 1051.3 s (~17.5 min) partindo da rede vazia para a solução de equilíbrio do usuário.

Diferença entre fluxo livre e UE				
Tempo (s) (%)				
Máxima	2814.3	2550%		
Mínima	0.0	0%		
Média	1051.3	1144%		

Tabela 10 – Comparação de tempos de viagem para o cenário 1

Fonte: elaborado pelo autor.

Os demais cenários apresentaram comportamentos semelhantes ao primeiro e, por isso não serão discutidos. Seus resultados são apresentados na Tabela 11.

Tabela 11 – Comparação de tempos de viagem para os demais cenários

Diferença entre os tempos em fluxo livre e UE						
	Cenário 2			o 3	Cenári	io 4
	Tempo (s)	(%)	Tempo (s)	(%)	Tempo (s)	(%)
Máxima	2566.6	2450%	2712.8	1941%	2408.9	3083%
Mínima	0.0	0%	0.0	0%	0.0	0%
Média	984.6	1077%	996.4	1171%	948.7	1151%

Fonte: elaborado pelo autor.

4.2 Comparação de resultados

Contrapondo os resultados obtidos com a alocação estática de equilíbrio do usuário com a simulação realizada por Luciano (2016), obteve-se a Tabela 12. A simulação foi replicada 30 vezes para cada cenário, tendo por isso além das médias, valores de desvio padrão. Os tempos médios de viagem encontrados com a simulação foram cerca de 30% menores, em média, em relação ao método implementado.

Tempo médio de viagem (s)					
	Simulação UE estático Diferença (%)				
Cenário 1	847 ± 21	1150	$\textbf{35.7\%} \pm \textbf{3.3\%}$		
Cenário 2	832 ± 33	1083	$\textbf{30.2\%} \pm \textbf{5.0\%}$		
Cenário 3	834 ± 29	1088	$\textbf{30.0\%} \pm \textbf{4.4\%}$		
Cenário 4	$\textbf{839}\pm\textbf{35}$	1040	$\mathbf{24.0\%} \pm \mathbf{5.0\%}$		

Tabela 12 – Comparação entre métodos

Fonte: elaborado pelo autor

O cenário que apresentou maior diferença entre os métodos foi o primeiro, com cerca de tempos médios 36% maiores com a simulação. O cenário 4, por sua vez, obteve a menor diferença entre eles. As diferenças resultantes podem ser melhor visualizadas na Figura 21.



Figura 21 – Comparação dos tempos médios de viagem

Fonte: elaborado pelo autor.

Realizando a comparação entre cenários, verifica-se na Tabela 13, que a redução nos tempos de viagem foram mais significativas na modelagem exata. O melhor cenário para o UE estático conseguiu reduzir o tempo de viagem em 110 s, enquanto a maior redução da simulação foi de 15 s.

	UE estático		Simulação	
	Tempo (s) (%)		Tempo (s)	(%)
Cenário 1 e Cenário 2	-67	-5.8%	-15	-1.8%
Cenário 1 e Cenário 3	-62	-5.4%	-13	-1.5%
Cenário 1 e Cenário 4	-110	-9.6%	-8	-0.9%

Tabela 13 – Comparação entre cenários para os dois métodos

Fonte: elaborado pelo autor.

Estabelendo um ranqueamento de acordo com os tempos de viagem obtidos, para uma melhor visualização dos resultados, tem-se a Tabela 14. Em ambos os métodos, o pior cenário foi o primeiro. Para a simulação, o melhor desempenho foi obtido com o cenário 2, enquanto este ficou em segundo para o UE estático. Da mesma forma, o cenário 4 apresentou a maior redução de tempo médio de viagem para o UE estático, mas foi o segundo pior da simulação. Deste modo, é possível constatar que a liberação das faixas do BRT comportou-se de maneira diferente nos dois métodos.

Tabela 14 –	Ranking	dos	cenários
-------------	---------	-----	----------

	UE estático	Simulação
Melhor	Cenário 4	Cenário 2
	Cenário 2	Cenário 3
\downarrow	Cenário 3	Cenário 4
Pior	Cenário 1	Cenário 1

Fonte: elaborado pelo autor.

Uma das possíveis explicações para as diferenças entre os tempos de viagem geradas nos dois métodos, pode se dar pelo método de alocação de tráfego que cada um utiliza. A simulação aplica também os conceitos de equilíbrio do usuário, porém, diferentemente do método implementado, executa-se uma alocação de tráfego dinâmica. Isto significa que a condição de equilíbrio dos tempos de viagem nas rotas utilizadas aplica-se somente para os usuários que partem no mesmo instante de tempo entre o mesmo par OD. Desta forma, o menor caminho entre pares OD é verificado, a cada segundo, para todos os veículos que entram na simulação. Além disso, no modelo dinâmico, cada arco pode ser definido pelo seu próprio diagrama fundamental¹ ao invés de funções de desempenho. Isto garante uma representação mais realista de formação de filas nos arcos, a qual a modelagem estática não permite.

Outra possível razão para a diferença nos resultados pode ser observada após

¹ O diagrama fundamental do tráfego relaciona o fluxo (veic/h) com a densidade (veic/km).

a verificação de estabilidade dos tempos médios de viagem ao longo da simulação. Antes de executar uma simulação, é necessário estimar um tempo de *warm-up* (perído de aquecimento), já que o sistema inicia vazio. Após este período, espera-se não haver variações significativas no comportamento da simulação. Luciano (2016) estimou um tempo de *warm-up* através de coeficientes angulares baseados no número de veículos a cada instante da simulação, conforme a Figura 22, onde o eixo vertical representa o número de veículos, em milhares, e o eixo horizontal, o tempo de simulação, em segundos. Com base nisso, o autor realizou uma regressão linear e determinou o tempo de *warm-up* igual a 300 s. Além disso, o tempo de simulação foi definido em 3600 s.



Figura 22 – Coeficiente angular do número de veículos na simulação

Porém, quando investigou-se a variação dos tempos médios de viagem após o período de aquecimento, foi verificado que não havia se atingido uma condição de estado estável, conforme a Figura 23, onde os tempos médios de viagem aumentam de forma praticamente linear. A Figura 23 representa a variação em uma das trinta replicações do cenário 1. Todas as replicações em todos os cenários se comportam de forma similar. O autor calculou os tempos médios de viagem para cada cenário, como a média de todos os valores médios obtidos, desde o período logo após o aquecimento até o término da simulação. Dessa maneira, não é possível afirmar que estes valores refletem os valores reais, já que caso a simulação fosse executada por mais tempo, por exemplo, a média eventualmente seria diferente, com provável tendência de aumento.

Ainda assim, Luciano (2016) concluiu que os tempos médios obtidos nos quatro cenários, estatisticamente, não apresentaram diferenças.



Figura 23 – Tempos médios de viagem durante a simulação

Fonte: elaborado pelo autor.

4.3 Discussão

Ao considerar os resultados de tempos de viagem obtidos com a alocação de UE, é importante ressaltar que eles refletem a pior situação de congestionamento do dia. Por isso, estes tempos acabam sendo superestimados para o horário de pico para que os planejadores possam tomar decisões com base em uma situação crítica do sistema de transportes. No caso analisado, o cenário que obteve o melhor resultado considerou a abertura das vias do BRT aos veículos no sentido Batel-Centro. A modelagem de alocação de tráfego pelo equilíbrio de usuário mostrou que o tempo de viagem seria reduzido em 9.6%, em média, caso o cenário 4 fosse implantado. Isto significa que, dentro da área estudada, os usuários conseguiriam diminuir seus tempos de viagem, em média, menos de 1 min e 50 s. Esta diminuição acaba não sendo representativa do ponto de vista prático, já que o corredor tem aproxidamente 20 km de extensão e atravessa a cidade de Curitiba na região central, ocupando, portanto, uma grande área urbana com um ganho de tempo de viagem não significativo.

Dessa maneira, a liberação das faixas do BRT aos automóveis não é satisfatória e sugere-se dar um uso alternativo à esta área. Uma possibilidade seria transformar o espaço em um parque linear, a exemplo do *High Line Park*. A implantação de áreas verdes e espaços de convivência, como muitos estudos tem demonstrado, trazem inúmeros benefícios à população. Do ponto de vista ambiental, observa-se a redução da poluição atmosférica e sonora e a diminuição das ilhas de calor. A

oportunidade de usufruir de áreas verdes também proporciona melhoria na saúde da população, diminuindo os índices de doenças respiratórias, cardíacas e transtornos, como depressão e ansiedade. Além disso, há ganhos sociais, já que estas áreas são utilizados por toda a sociedade, permitindo o convívio dos moradores sem distinção econômica, social ou cultural. Assim, a longo prazo, investir em uma infraestrutura verde é muito mais vantajoso economicamente do que manter uma estrutura que traz somente benefícios pontuais.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O desenvolvimento do presente estudo possibilitou uma análise de diferentes cenários para utilização das vias de um corredor de BRT da cidade de Curitiba, utilizando a modelagem analítica de equilíbrio do usuário.

Inicialmente, com a delimitação da área de estudo e localização dos centroides, foram analisadas as diferenças entre estimativas da matriz OD pelo método de Fratar e modelo gravitacional. O método de Fratar utiliza uma matriz semente de viagens, enquanto o gravitacional considera a separação espacial entre os centroides. Verificouse que as matrizes estimadas com os dois métodos apresentaram resultados próximos.

Em seguida, esta matriz de viagens foi alocada na rede viária da região central da cidade de Curitiba. O algoritmo de Frank-Wolfe foi implementado para realizar esta alocação. Com os resultados obtidos, observou-se que o primeiro cenário, que refletia a situação atual, apresentou um tempo médio de viagem de 1150 s. Dos cenários que consideraram a liberação das faixas do BRT, o que teve melhor desempenho foi o cenário 4, reduzindo o tempo de viagem em 110 s, com os veículos trafegando no sentido Batel-Centro.

Adicionalmente, comparou-se os tempos de viagens encontrados na solução do UE com os valores de tempo em fluxo livre. Na média, os tempos médios de viagem aumentaram cerca 17.5 min, partindo da rede vazia até a alocação dos fluxos. Evidentemente, não é viável superdimensionar uma via para que todos os usuários viajem livremente, no entanto, essa análise permitiu verificar como os fluxos alocados nos arcos influenciaram os tempos médios de viagem.

Ademais, os resultados obtidos com a modelagem analítica foram comparados com a simulação de tráfego realizada por Luciano (2016). Os tempos da modelagem analítica foram cerca de 30% maiores nos quatro cenários. Porém, a redução dos tempos de viagem foram mais significativas no UE estático, onde o melhor cenário conseguiu reduzir o tempo médio de viagem em 110 s, enquanto a maior redução da simulação foi de 15 s. Além disso, foi observado que a liberação das faixas do BRT comportou-se de maneira diferente nos dois métodos.

Visto que a redução do tempo médio de viagem não foi significativa do ponto de vista prático, sugeriu-se, ao invés da liberação ao fluxo de veículos, que fosse dado um outro uso a esta área. Uma possibilidade seria substituir o corredor desativado por um parque linear. Muitos estudos tem demonstrado que os benefícios de áreas verdes em espaços urbanos vão além dos aspectos ambientais, já que melhoram também a saúde e bem estar da população. Dessa forma, a vantagem econômica de se construir o parque é maior que os ganhos com as pequenas reduções nos tempos de viagem. Neste sentido, a modelagem de transportes é capaz de subsidiar as tomadas de decisões que se fazem necessárias para otimizar o planejamento urbano.

5.1 Limitações do trabalho

A principal limitação da modelagem de alocação de tráfego pelo equilíbrio do usuário estático é que ela apenas permite obter resultados para os fluxos da matriz OD utilizada. Neste estudo, a matriz OD representa os fluxos no horário de pico. Caso houvesse a necessidade de estimação de tempos de viagem em outra hora do dia, seria preciso obter uma nova matriz de viagens. Além disso, esta modelagem não possibilita a análise de indicadores como formação de filas, emissões de poluentes e consumo de combustível. Outra desvantagem é que o método não diferencia as condições de tráfego por faixa, já que considera a capacidade total da via e não das faixas separadamente. Adicionalmente, as funções de desempenho nos arcos são independentes uma das outras, ou seja, os tempos de viagem nos arcos dependem somente do fluxo que atravessa o arco. Esta suposição nem sempre é válida, já que em algumas condições, o tempo de viagem na via depende também do fluxo em outras vias, como nos casos de interseções não semaforizadas e conversões à esquerda, por exemplo.

5.2 Recomendações para trabalhos futuros

A seguir são realizadas algumas sugestões para trabalhos futuros:

- a. Estimar os parâmetros da função BPR para a área de estudo;
- Aplicar o modelo analítico de alocação dinâmica de tráfego para os mesmos cenários e verificar suas diferenças;

REFERÊNCIAS

AMUR, M. et al. Quando os sistemas viários de acesso regional se transformam em barreiras urbanas à acessibilidade local. In: Anais USP. [S.I.]: NUTAU, 2004.

ARASAN, V. T. et al. Modeling of stratified urban trip distribution. **Journal of Transportation Engineering**, v. 122, p. 342–349, 1996.

BALMER, M. Travel demand modeling for multi-agent transport simulations: algorithms and systems. 2007. PhD Thesis, ETH Zurich.

BERTONCINI, B. V. Uma proposta de estimação da matriz OD a partir dos fluxos de tráfego observados nas interseções da rede de transportes. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2010.

BRASIL. Departamento Nacional de Trânsito. **Manual de projeto de interseções em nível e não semaforizadas em áreas urbanas**, Brasília, p. 252, 1991.

BRASIL. Ministério das cidades. **Mobilidade e desenvolvimento urbano**, Brasília, p. 164, 2006. Disponível em: <http://www.ibam.org.br/media/arquivos/estudos/mobilidade.pdf> Acesso em: 17/04/2017.

BRASIL. Ministério das Cidades. Secretaria Nacional de Transporte e da Mobilidade Urbana. **Manual de BRT: guia de planejamento**, 2007.

CAMPOS, V. B. G. **Planejamento de transportes**: Conceitos e modelos. 1. ed. [S.I.]: Interciência, 2013. 188 p.

CHO, M. R. The politics of urban nature restoration: the case of Cheonggyecheon restoration in Seoul, Korea. **International Development Planning Review**, Liverpool University Press, v. 32, n. 2, p. 145–165, 2010.

CORMEN, T. H. et al. Introduction to algorithms. 2. ed. [S.I.]: The MIT Press, 2001. 1292 p.

CURITIBA. Estudo de Impacto Ambiental da Linha Azul - Santa Cândida/CIC Sul do Sistema de Metrô de Curitiba no Eixo Norte/Sul da Rede Integrada de Transporte. Prefeitura Municipal de Curitiba, 2012.

CURITIBA. Relatório de Impacto Ambiental da Linha Azul - Santa Cândida/CIC Sul do Sistema de Metrô de Curitiba no Eixo Norte/Sul da Rede Integrada de Transporte. Prefeitura Municipal de Curitiba, 2012.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES (DNIT). **Manual de estudos de tráfego**. Brasília, 2006. Disponível em: <http://www1.dnit.gov.br/arquivos_internet/ipr/ipr_new/manuais/manual_estudos_trafego.pdf> Acesso em: 10/08/2017. DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES (DNIT). **Histórico do rodoviarismo**. Brasília, 2017. Disponível em: http://www1.dnit.gov.br/historico/ Acesso em: 16/04/2017.

EVERS, H.; ZOTTIS, L. **Nossa Cidade: o papel do espaço público na vida urbana**. [S.I.], 2015. Disponível em: http://thecityfixbrasil.com/2015/05/06/nossa-cidade-o-papel-do-espaco-publico-na-vida-urbana/> Acesso em: 22/10/2017.

FRANK, M.; WOLFE, P. An algorithm for quadratic programming. **Naval Research Logistics (NRL)**, Wiley Online Library, v. 3, p. 95–110, 1956.

FURNESS, K. P. Time function iteration. **Traffic Engineering and Control**, v. 7, p. 458–460, 1965.

GUIDORIZZI, M. S. et al. Simulação como apoio a tomada de decisão para a solução de problemas causados pelos gargalos formados no trânsito. **Produção**, Enegep, 2009.

HWANG, K. Y. Restoring Cheonggyecheon stream in the downtown Seoul. **Seoul Seoul Development Institute**, v. 3, 2004.

HYMAN, G. M. The calibration of trip distribution models. **Environment and Planning**, v. 1, p. 105–112, 1969.

IMMERS, L. H.; STADA, J. E. **Traffic demand modelling**. 1998. 63 p. Katholieke Universiteit Leuven.

INSTITUTO DE PESQUISA E PLANEJAMENTO URBANO DE CURITIBA (IPPUC). **Pesquisas primárias - Contagens volumétricas classificadas de tráfego**. Curitiba, 2017. Disponível em: http://ippuc.org.br/">http://ippuc.org.br/

INSTITUTO DE PESQUISA E PLANEJAMENTO URBANO DE CURITIBA (IPPUC). **Plano de mobilidade de Curitiba - Apresentação**. Curitiba, 2017. Disponível em: <ippuc.org.br/geodownloads/transfer/PLANO28/10/2017.

JAGGI, M. Revisiting Frank-Wolfe: projection-free sparse convex optimization. In: **Proceedings of the 30th International Conference on International Conference on Machine Learning**. [S.I.: s.n.], 2011. v. 28, p. 1–427.

JARDIM, R. M. **Revitalização de espaços urbanos ociosos como estratégia para a sustentabilidade ambiental: o caso do High Line Park no contexto do PlaNYC**. Dissertação (Mestrado) — M.Sc do Programa de Pós Graduação em Engenharia Urbana e Ambiental, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2012.

LANDSCAPE PERFORMANCE SERIES. **Cheonggyecheon Stream Restoration Project**. [S.I.], 2017. Disponível em: https://landscapeperformance.org/case-study-briefs/cheonggyecheon-stream-restoration Acesso em: 22/10/2017.

LEE, G.-W.; LEE, S.-Y.; HUH, E.-N. Congestion prediction modeling for quality of service improvement in wireless sensor networks. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 14, n. 5, p. 7857–7880, 2014.

LOBÃO, E. C.; PORTO, A. J. V. Evolução das técnicas de simulação. **Produção**, v. 9, n. 1, p. 13–21, 1999.

LUCIANO, A. M. Simulação de tráfego para análise de alternativas de utilização do corredor BRT - eixo Norte-Sul de Curitiba. 2016. 63 p. Trabalho de Conclusão de Curso, UFSC, Joinville, Santa Catarina.

MACHADO, O. F.; RIBEIRO, P. C. M. Calibração da função de capacidade do BPR para uma via expressa brasileira. In: Anais do I Rio de Transportes, I Congresso de Ensino e Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. [S.I.: s.n.], 2003. v. 1, p. 1–12.

McNALLY, M. G. The four-step model. In: **Handbook of transport modelling: 2nd edition**. [S.I.]: Emerald Group Publishing Limited, 2007. p. 35–53.

MEIRELLES, A. A. C. Sistemas de transportes inteligentes: aplicação da telemática na gestão do trânsito urbano. **Revista Ip**, v. 1, p. 107–118, 1999.

MENG, X.; YUNCHAO, Q.; ZIYOU, G. Implementing Frank-Wolfe algorithm under different flow update strategies and line search technologies. **Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology**, Elsevier, v. 8, n. 3, p. 14–22, 2008.

MORPHET, R. A note on the calculation and calibration of doubly constrained trip distribution models. **Transportation**, v. 4, p. 43–53, 1975.

MORTICE, Z. Underneath, overlooked. Landscape Architecture, 2017.

NGUYEN, S. An algorithm for the traffic assignment problem. **Transportation Science**, Institute for Operations Research and the Management Sciences, v. 8, n. 3, p. 203–216, 1974.

ORTÚZAR, J. D.; WILLUMSEN, L. G. **Modelling transport**. 4. ed. [S.I.]: Wiley New Jersey, 2011.

PATRIKSSON, M. The traffic assignment problem: models and methods. 1. ed. [S.I.]: CRC Press, 1994. 222 p.

ROBILLARD, P.; STEWART, N. F. Iterative numerical methods for trip distribution problems. **Transportation Research**, v. 8, p. 575–582, 1974.

SANTOS, G. H. G. et al. Calibração e validação de funções de atraso usadas no simulador Aimsum por meio de um algoritmo genético. In: **Anais do XXX Congresso ANPET 2016 - Rio de Janeiro/RJ**. [S.I.: s.n.], 2016. v. 1.

SCHNEIDER, M. Gravity models and trip distribution theory. **Papers in Regional Science**, Wiley Online Library, v. 5, n. 1, p. 51–56, 1959.

SHANNON, R. E. **Systems simulation**: The art and science. [S.I.]: Prentice Hall, New Jersey, 1975.

SHEFFI, Y. **Urban transportation networks**: Equilibrium analysis with mathematical programming methods. 1. ed. [S.I.]: Prentice Hall, New Jersey, 1985.

SIMÕES JUNIOR, J. G. Revitalização de centros urbanos. Pólis Instituto de Estudos, Formação e Assessoria em Políticas Sociais, 1994.

SPIESS, H. Technical note - conical volume-delay functions. **Transportation Science**, Institute for Operations Research and the Management Sciences, v. 24, n. 2, p. 153–158, 1990.

TEODOROVIC, D.; JANIC, M. Transportation engineering: theory, practice and modeling. 1. ed. [S.I.]: Butterworth-Heinemann, 2016. 878 p.

URBANIZAÇÃO DE CURITIBA S/A. **URBS em números**. Curitiba, 2017. Disponível em: https://www.urbs.curitiba.pr.gov.br/institucional/urbs-em-numeros Acesso em 28/10/2017.

U.S. Department of Commerce, Bureau of Public Roads. **Calibrating and testing a gravity model for any size urban area**, Washington, United States, 1963.

U.S. Dept. of Commerce, Bureau of Public Roads. **Traffic assignment manual for application with a large, high speed computer**, Washington, United States, p. 312, 1964.

VERMA, A.; RAMANAYYA, T. V. Public transport planning and management in developing countries. 1. ed. [S.I.]: CRC Press, 2014. 278 p.

VOORHEES, A. M. A general theory of traffic movement. In: **Institute of Traffic Engineers General Proceedings**. [S.I.]: New Haven: Institute of Traffic Engineers, 1956. p. 46–56.

WALMSLEY, D. J.; LEWIS, G. J. **People and environment: behavioural approaches** in human geography. 2. ed. [S.I.]: Routledge, 1993. 302 p.

WARDROP, J. G. Some theorethical aspects of road traffic research. **Proceedings of the Institution of Civil Engineers**, Thomas Telford - ICE Virtual Library, v. 1, n. 3, p. 325–362, 1952.

WILLUMSEN, L. G. Estimation of an OD matrix from traffic counts - A Review. 1978. Institute of Transport Studies, University of Leeds.

WILLUMSEN, L. G. Simplified transport models based on traffic counts. **Transportation**, v. 1, p. 257–278, 1981.

WILSON, A. G. A statistical theory of spatial distribution models. **Transportation Research**, v. 1, p. 253–269, 1967.

WILSON, A. G. Entropy in urban and regional modelling. 1. ed. [S.I.]: Pion, 1970. 178 p.

WILSON, A. G.; SENIOR, M. L. Some relantionships between entropy maximizing models, mathematical programming models and their duals. **Journal of Regional Science**, v. 14, p. 207–215, 1974.

YIN, R. K. Estudo de caso: planejamento e métodos. 5. ed. [S.I.]: Bookman Editora, 2015. 289 p.