RODOLFO CELESTINO DOS SANTOS SILVA

Rebalanceamento dinâmico de sistemas de bicicletas compartilhadas e
aplicação de simulação com otimização a um sistema brasileiro

São Paulo

2018

RODOLFO CELESTINO DOS SANTOS SILVA

Rebalanceamento dinâmico de sistemas de bicicletas compartilhadas e
aplicação de simulação com otimização a um sistema brasileiro

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
título de Doutor em Ciências.

Área de Concentração:

Engenharia Naval e Oceânica

Orientador: Prof. Dr. Rui Carlos Botter

São Paulo

2018

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catálogo-na-publicação

Silva, Rodolfo

Rebalanceamento dinâmico de sistemas de bicicletas compartilhadas e aplicação de simulação com otimização a um sistema brasileiro / R. Silva -- versão corr. -- São Paulo, 2018.

243 p.

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Naval e Oceânica.

1.Sistemas de Bicicletas Compartilhadas 2.Rebalanceamento 3.Simulação e Otimização I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Naval e Oceânica II.t.

DEDICATÓRIA

Para Lia,
meu amor incondicional.

“A felicidade é um bem que se multiplica ao ser dividido.”

Maxwell Maltz

RESUMO

Sistemas de Bicicletas Compartilhadas (SBCs) têm sido implantados e aprimorados nos últimos anos nas principais cidades do mundo. Neste tipo de sistema, usuários podem retirar e devolver bicicletas em qualquer estação da rede, desde que haja bicicleta e vaga disponível, respectivamente. Porém, devido às características de ocupação do solo em grandes centros urbanos, existe uma tendência natural de desbalanceamento nos fluxos dos usuários, fazendo com que em determinados horários certas estações fiquem lotadas de bicicletas enquanto outras estações estão vazias. Para mitigar este problema, gestores de SBCs utilizam veículos de carga para rebalancear o sistema (reposicionar as bicicletas entre as estações). Entretanto, usualmente, esse processo na prática não é realizado com auxílio de ferramentas quantitativas que tornem o processo racional ou maximizem sua eficácia. Nesse sentido, no presente trabalho é proposto um modelo híbrido de simulação com otimização, aplicado ao rebalanceamento de um SBC brasileiro e com potencial para utilização em sistemas reais com o objetivo de melhorar seus níveis de serviço. Além disso, apresenta-se uma análise de dados e a caracterização de uso deste SBC, um histórico de evolução de SBCs ao redor do mundo e sua bibliografia pertinente, a fim de registrá-los na literatura e de se obter maior compreensão deste tipo de sistema.

Palavras Chave: Sistemas de Bicicletas Compartilhadas, Rebalanceamento, Simulação e Otimização.

ABSTRACT

Bike Sharing Systems (BSSs) have been implemented and enhanced in several major cities around the world, during the past few years. In such systems, users can take off a bike and return it at any network's station, provided that there is a bike and a dock available, respectively. However, these systems face an operational problem, caused by the fact that users' flows are not balanced, bringing on that, at some point in time, some stations will be completely full while others will be empty. To tackle this issue, cargo vehicles are used by BSS's operators to rebalance the system (relocate bicycles through the stations). However, in most cases this process is not supported by quantitative tools that make the process rational or maximize its effectiveness. In this sense, this work proposes a hybrid model of simulation with optimization, applied to the rebalance of a Brazilian BSS and with potential for use in real systems with the aim of improving their service levels. In addition, is presented a data analysis and a usage study of this specific BSS, a BSSs evolutionary study and its relevant literature with the purpose of registering them in the literature and achieving a superior understanding of the problem.

Key Words: Bike Sharing Systems, Rebalancing, Simulation and Optimization.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	11
LISTA DE GRÁFICOS.....	13
LISTA DE TABELAS	15
LISTA DE ABREVIACÕES.....	17
1. INTRODUÇÃO	18
1.1 Motivação e justificativa	19
1.2 Objetivos	21
1.3 Metodologia.....	22
1.4 Estrutura da tese	24
2. DEFINIÇÃO DO SISTEMA E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	25
2.1. Potencial de SBCs no desenvolvimento social e ambiental	25
2.2. Histórico de sistemas de bicicletas compartilhadas	29
2.3. Presença de SBCs no Brasil	31
2.4. Sistemas em funcionamento no mundo	35
2.4.1. Utilização de sistemas existentes	37
2.4.2. Perfil dos usuários	39
2.4.3. Objetivos das viagens.....	41
2.4.4. Indicadores de desempenho	42
2.5. Planejamento e gestão de SBCs	45
2.5.1. Planejamento de SBCs.....	45
2.5.2. Operação de SBCs.....	47
2.5.3. Medidas para balanceamento da rede	50
2.6. Ferramentas para rebalanceamento de SBCs	55
2.6.1. Realocação de recursos em redes	57

2.6.2.	Pesquisas aplicadas a Sistemas de Bicicletas Compartilhadas	61
2.6.3.	Modelos dinâmicos de previsão da demanda.....	68
2.6.4.	Sobre Simulação-Otimização	70
2.7.	Mobilidade: Cenário atual do Brasil e de São Paulo	81
2.8.	Caracterização da utilização no Brasil: Bike Sampa	84
2.9.	Conclusões desta revisão	88
3.	ANÁLISE DE DADOS E CARACTERIZAÇÃO DO SBC PAULISTANO.....	92
3.1.	Definição do objeto de estudo.....	92
3.2.	Apresentação da rede	95
3.2.1.	Levantamento de trajetos possíveis	98
3.2.2.	Funcionamento e operação do sistema paulistano.....	101
3.2.3.	Comparativo com sistemas inseridos em contextos similares	103
3.3.	Análise dos dados disponibilizados pelo operador.....	106
3.3.1.	Perfil dos usuários	111
3.3.2.	Total de viagens realizadas	112
3.3.3.	Duração das viagens realizadas.....	114
3.3.4.	Variação da demanda ao longo dos dias.....	116
3.3.5.	Padrões de utilização das estações	118
3.3.6.	Análise das estações mais solicitadas.....	123
3.3.7.	Análise dos trajetos mais utilizados	128
3.4.	Análise dos dados coletados.....	130
3.4.1.	Complementariedade dos dados e influência climática na demanda ..	130
3.4.2.	Análise das estações mais solicitadas.....	134
3.5.	Conclusões desta caracterização de uso	140
4.	MODELO HÍBRIDO DE SIMULAÇÃO E OTIMIZAÇÃO	143

4.1.	Descrição do modelo híbrido.....	143
4.1.1.	Conexão dos modelos de simulação e otimização	149
4.2.	A Simulação	150
4.2.1.	Modelagem conceitual e implementação.....	150
4.2.2.	Validação e calibração.....	153
4.2.3.	Heurística de clusterização e acionamento da otimização	154
4.3.	A Otimização	162
5.	RESULTADOS	169
5.1.	Dados de entrada dos modelos	169
5.2.	Resultados gerados	171
5.2.1.	Resultados de testes Otimizador	172
5.2.2.	Resultados Heurística 1 – Clusterização	176
5.2.3.	Resultados do Modelo Híbrido.....	178
5.3.	Discussões	201
6.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	203
6.1.	Recomendações para trabalhos futuros.....	207
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	211
	APÊNDICE A – Coleta de dados via rastreador	227
	APÊNDICE B – Quantidade de retiradas em cada estação bike sampa	229
	APÊNDICE C – Quantidade de devoluções em cada estação Bike Sampa	233
	APÊNDICE D – Lista de utilização dos pares origem-destino.....	237
	APÊNDICE E – Implementação do modelo PCV-CE1P em GLPK	243

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Comparação de desempenho de alguns sistemas de bicicletas compartilhadas (ITDP et al., 2014).....	44
Figura 2 – Classificação de interação entre simulação e otimização. Adaptado de Figueira e Lobo (2014).	74
Figura 3 – Delimitação das áreas de influência do transporte público para definição dos eixos de transformação urbana do Plano Diretor Estratégico de São Paulo (São Paulo (município), 2015a)	83
Figura 4 – Representação das estações do Ciclo Sampa no mapa de São Paulo. Fonte: Ciclo Sampa (2015).....	93
Figura 5 – Disposição das estações Bike Sampa e Ciclo Sampa (Mobilicidade 2015; Ciclo Sampa 2015).....	94
Figura 6 – Mapa de parte de São Paulo, com as estações do SBC e a malha ciclovária permanente. Fonte dos dados: CET (2015); Mobilicidade (2015)	95
Figura 7 – Estações do Bike Sampa em fevereiro de 2014. Fonte: Mobilicidade (2015)	96
Figura 8 – Estações Bike Sampa (julho de 2015) e os eixos de transformação urbana definidos no Plano Diretor Estratégico de São Paulo. Fonte: Eixos - São Paulo (município) (2015a); Estações - Mobilicidade (2015)	97
Figura 9 – Estações das linhas de metrô e do Bike Sampa em fevereiro de 2014 ...	98
Figura 10 – Matriz de distâncias entre pares de pontos: tons mais escuros indicam maior distância	99
Figura 11 – Matriz de diferenças de altitude pares de pontos (origem na estação da linha e destino na da coluna), com azul indicando descida e vermelho, subida	100
Figura 12 – Matriz de inclinações entre pares de pontos, com azul indicando descida e vermelho, subida	101
Figura 13 – Veículo de serviço do Bike Sampa transportando bicicletas entre estações. Fonte: acervo do autor, 2015	103
Figura 14 – Construção de circunferências de 500 metros de raio em cada estação do sistema (para a rede de fevereiro de 2014)	104
Figura 15 – Delimitação da área abrangida pelo Bike Sampa para cálculo do número de habitantes com acesso ao sistema	105

Figura 16 – Mapa de desbalanceamento da demanda nas estações em fevereiro de 2014	119
Figuras 17 – a, b e c – Mapas de retiradas (esq.), devoluções (centro) e desbalanceamento (dir.) do período 1, em dias úteis.....	121
Figuras 18 – a, b e c – Mapas de retiradas (esq.), devoluções (centro) e desbalanceamento (dir.) do período 2, em dias úteis.....	122
Figuras 19 – a, b e c – Mapas de retiradas (esq.), devoluções (centro) e desbalanceamento (dir.) do período 3, em dias úteis.....	122
Figura 20 – a e b – (a) Número de viagens que ocorreram simultaneamente em fevereiro de 2014 (em cima); (b) Número de vagas ocupadas ao mesmo tempo, em julho de 2015 (embaixo)	132
Figura 21 – Representação gráfica do modelo híbrido construído	148
Figura 22 – Diagrama de estados elemento Truck.....	152
Figura 23 – Cluster gerado para o primeiro turno de operação.....	176
Figura 24 – Cluster gerado para o segundo turno de operação	177
Figura 25 – Cluster gerado para o terceiro turno de operação.....	178
Figura 26 – Implementação do modelo TSPPD em GLPK.....	243

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Crescimento do número de Sistemas de Bicicletas Compartilhadas no mundo, por região geográfica (Fishman, 2015).....	35
Gráfico 2 – Frota máxima de bicicletas observada em vários sistemas do mundo (Fishman, 2015)	37
Gráfico 3 – Número de viagens diárias por bicicleta compartilhada, computados para diferentes SBCs do mundo (Fishman, 2015).....	38
Gráfico 4 – Desempenho de diversos sistemas em termos da média de viagens por habitante e por bicicleta	106
Gráfico 5 – Demanda mensal de junho de 2012 a maio de 2014.....	107
Gráfico 6 – Quantidade de viagens realizadas a cada mês em 2012	108
Gráficos 7 – a e b – Representatividade dos gêneros na demanda de 2012, entre o total de usuários (a) e de viagens (b)	108
Gráfico 8 – Quantidade de viagens realizadas a cada mês em 2013	109
Gráficos 9 – a e b – Representatividade dos gêneros na demanda de 2013, entre o total de usuários (a) e de viagens (b)	109
Gráfico 10 – Viagens realizadas a cada mês para o período de janeiro a maio de 2014	110
Gráficos 11 – a e b – Representatividade dos gêneros em 2014, entre o total de usuários (a) e de viagens (b).....	110
Gráfico 12 – Distribuição dos usuários do Bike Sampa conforme faixa etária	111
Gráfico 13 – Total de viagens por dia da semana, em fevereiro de 2014	114
Gráfico 14 – Distribuição de frequências das durações de viagens, com percentual acumulado (deslocamentos realizados em fevereiro de 2014, com menos de duas horas)	115
Gráfico 15 – Histograma das viagens com menos de 120 minutos de duração, realizadas por cada gênero	115
Gráfico 16 – Distribuição horária das viagens, para dias úteis de fevereiro de 2014	116

Gráfico 17 – Comparação da distribuição horária da demanda em dias úteis e finais de semana, por meio da média (dados de fevereiro de 2014)	117
Gráfico 18 – Total de viagens realizadas a cada hora, separadas de acordo com dia da semana (dados de fevereiro de 2014).....	118
Gráfico 19 – Percentual de retiradas realizadas, por estação e acumulada (em fevereiro de 2014)	125
Gráfico 20 – Percentual de devoluções realizadas, por estação e acumulada (em fevereiro de 2014)	128
Gráficos 21 – a e b – Ocupação da estação do Portão 5 do Ibirapuera em dias úteis (esq.) e em finais de semana (dir.).....	135
Gráficos 22 – a e b – Ocupação da estação do Portão 6 do Ibirapuera em dias úteis (esq.) e em finais de semana (dir.).....	135
Gráficos 23 – a até f – Histogramas de ocupação do Portão 5 e 6 do Ibirapuera, separados por período e de acordo com o dia	137
Gráficos 24 – a até f – Histogramas de ocupação das estações João Cachoeira e Cidade Jardim, separados por período e de acordo com o dia	139
Gráfico 25 – Demanda do modelo híbrido.....	181
Gráfico 26 – Tempo de espera para devolução	183
Gráfico 27 – Tempo de espera para retirada.....	184
Gráfico 28 – Ocupação (no tempo) dos caminhões	187
Gráfico 29 – Número de rotas realizadas por cada caminhão do modelo	189
Gráfico 30 – Ocupação (espaço) dos caminhões no modelo	191
Gráfico 31 – Número de estações visitadas por cada caminhão do modelo	193
Gráfico 32 – Número de quilômetros percorridos por cada caminhão do modelo...	195
Gráfico 33 – Número de realocações atendidas por cada caminhão do modelo	200
Gráfico 34 – Número de realocações programadas para cada caminhão do modelo	200
Gráfico 35 – Relação entre realocações atendidas e realocações programadas para cada caminhão do modelo	201

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Lista de cidades brasileiras com SBCs já implantados (O'Brien, 2015; Meddin e DeMaio, 2015 e Mobilicidade, 2015)	33
Tabela 2 – Tipos de frotas de serviço empregadas em diversos sistemas do mundo, incluindo capacidade dos veículos	53
Tabela 3 – Resumo de abordagem: uso, demanda, planejamento e autobalanceamento.....	55
Tabela 4 – Resumo de abordagem: rebalanceamento estático e dinâmico.....	67
Tabela 5 – Nomenclatura dos tipos de S-O definidos por Figueira e Lobo (2014)	75
Tabela 6 – Principais diferenças entre SED e SBA. Siebers (2010) apud Brito (2016).	81
Tabela 7 – Relação de cidades cujos dados foram disponibilizados para o autor	85
Tabela 8 – Resumo da revisão bibliográfica	89
Tabela 9 – Número de viagens realizadas em fevereiro de 2014	112
Tabela 10 – Demanda de fevereiro de 2014 para cada dia da semana, incluindo sábados e domingos	113
Tabela 11 – Faixa de horários de cada período definido neste trabalho.....	120
Tabela 12 – Quantidade de retiradas por estação, para os 20 pontos mais solicitados em fevereiro de 2014	124
Tabela 13 – Quantidade de devoluções por estação, para os 20 pontos mais solicitados em fevereiro de 2014.....	127
Tabela 14 – Lista dos 20 pares de origem-destino mais movimentados em fevereiro de 2014, em ordem decrescente do total de utilizações	129
Tabela 15 – Parâmetros de uma instância do modelo PCV-CE1P	166
Tabela 16 – Variáveis de decisão do modelo.....	166
Tabela 17 – $P_{demanda,i}$ calculado para todas as estações	170
Tabela 18 – Resultados do otimizador (instância com 5 estações).....	172
Tabela 19 – Resultados do otimizador (instância com 10 estações).....	173

Tabela 20 – Resultados do otimizador (instância com 15 estações).....	174
Tabela 21 – Resultados do otimizador (instância com 20 estações).....	175
Tabela 22 – Resultados gerais de demanda modelo híbrido	180
Tabela 23 – Resultados gerais de nível de serviço modelo híbrido	182
Tabela 24 – Resultados de ocupação (no tempo) para cada veículo.....	185
Tabela 25 – Número de rotas realizadas por dia para cada veículo	188
Tabela 26 – Resultados de ocupação (espaço) para cada veículo	190
Tabela 27 – Número de estações visitadas por dia para cada veículo	192
Tabela 28 – Número de quilômetros percorridos por dia para cada veículo	194
Tabela 29 – Número de realocações realizadas por dia para cada veículo	196
Tabela 30 – Número de realocações programadas por dia para cada veículo	197
Tabela 31 – Relação entre número de realocações atendidas e número de realocações programadas para cada veículo.....	198
Tabela 32 – Resumo de contribuições do presente trabalho	205
Tabela 33 – Código do rastreador usado na coleta de dados do Bike Sampa.....	227
Tabela 34 – Dados de retiradas para todas as estações – fevereiro 2014	229
Tabela 35 – Dados de devoluções para todas as estações – fevereiro 2014	233
Tabela 36 – Lista de todos os pares Origem-Destino realizados mais de 15 vezes em fevereiro 2014	237

LISTA DE ABREVIACÕES

Gerais

PO – Pesquisa Operacional
SBC - Sistema de Bicicletas Compartilhadas
S-O - Simulação-Otimização
SBA - Simulação Baseada em Agentes
SED - Simulação de Eventos Discretos
PIM - Programação Inteira Mista

Propósito da simulação na S-O

FA - Função de Avaliação
CMS - Construção de Modelo Substituto
AMA - Aprimoramento do Modelo Analítico
GS - Geração de Soluções

Estrutura hierárquica na S-O

OIBS - Otimização com Iterações Baseadas em Simulação
SOA - Simulação-Otimização Alternadas
OSS - Otimização-Simulação Sequencial
SIBO - Simulação com Iterações Baseadas em Otimização

Método de busca na S-O

E - Exato
HBD - Heurística Baseada em Derivadas
OHC - Outros Heurísticos Contínuos
HD - Heurística Discreta

Esquema de busca na S-O

1R1S - Uma realização para cada solução
DR1S - Diferentes realizações para cada solução
RC1S - Realizações comuns para cada solução
1RSM - Uma realização para soluções múltiplas

1. INTRODUÇÃO

“Dividir para multiplicar”. Este dito popular tornou-se clichê, mas tem fundamento. Na realidade, no contexto da mobilidade urbana, abordado no presente trabalho, o termo ‘compartilhar’ seria mais adequado do que ‘dividir’.

O compartilhamento de recursos para deslocamento tem se apresentado como uma alternativa interessante à população, e pode trazer ganhos sociais, econômicos e ambientais em grandes cidades.

Isso porque, o crescimento dos grandes centros urbanos impõe cada vez mais desafios à mobilidade. Desafios esses que, de certa forma, acabam por travar o desenvolvimento da sociedade moderna (Gomide e Morato, 2011). Não à toa, em diversas cidades do mundo hoje se propõe a criação e manutenção de sistemas de transporte sustentáveis, que obtenham bom desempenho do ponto de vista do usuário, com custos operacionais viáveis (Bohler-Baedeker et al., 2014).

Neste contexto, os Sistemas de Bicicletas Compartilhadas (**SBC**) (em inglês *Bike Sharing Systems* – BSS) apresentam-se como uma modalidade de transporte, capaz de atender a demanda por viagens de curta a média distância ou mesmo aumentar a capilaridade da rede de transporte público, complementando-a (Midgley, 2009).

Adiante, no presente trabalho, apresenta-se a evolução desse tipo de sistema – mas, por ora, antecipa-se que um SBC moderno é composto por: uma frota de bicicletas, uma rede de estações para retirada e devolução dessas bicicletas e um sistema de Tecnologia da Informação (TI), que permite o controle da operação, aumenta a segurança e melhora a qualidade do serviço prestado (ITDP et al., 2014).

O conceito de funcionamento dos SBCs é simples: o usuário retira uma bicicleta em determinada estação, utiliza-a e a devolve em qualquer estação da rede, onde a bicicleta volta a ficar disponível aos demais usuários.

No entanto, apesar desse conceito simples de funcionamento, deve-se levar em conta as dificuldades existentes na implementação e gestão de SBCs. Dentre elas, o presente estudo destaca a complexidade da manutenção do número adequado de

bicicletas nas estações. Isto é, a dificuldade de se manter o balanceamento dos recursos (bicicletas) do sistema ao longo da rede (estações), durante seu funcionamento.

Tal fenômeno pode ser explicado por conta das diferenças de demanda por viagens de bicicleta nas diversas regiões da cidade ao longo do dia. Ou seja, os fluxos de bicicletas não são balanceados, o que causa falta de bicicletas em algumas estações e excesso em outras, em determinados horários.

Dessa forma, define-se neste trabalho rebalanceamento em sistemas de bicicletas compartilhadas como: o remanejamento de bicicletas entre estações, realizado para compensar os desequilíbrios de fluxos do sistema.

Assim, no presente trabalho são realizados: uma revisão da literatura acerca do problema de rebalanceamento em SBCs, um estudo qualitativo e quantitativo de um SBC brasileiro e o desenvolvimento de um modelo híbrido de simulação-otimização, com sua aplicação para rebalanceamento por meio do estudo de caso deste SBC brasileiro.

O modelo híbrido de simulação-otimização possui estrutura e desenvolvimento baseados na literatura na área de SBCs. A utilização desse modelo tem potencial para aplicação no rebalanceamento de sistemas em escala real e em tempo real.

1.1 Motivação e justificativa

A promoção do transporte motorizado individual, uma das respostas do século 20 à necessidade de deslocamentos diários da população, vem tendo seu papel de relevância revisto nas últimas décadas. Conforme a densidade populacional cresce, concomitantemente à acessibilidade ao carro próprio, a adoção desenfreada de automóveis nos deslocamentos diários pode impactar negativamente a qualidade de vida nos centros urbanos (Replogle e Fulton, 2014). São exemplos disso o trânsito intenso e as poluições sonora e atmosférica em grandes cidades do mundo. Ademais, as dificuldades de locomoção derivadas do tráfego carregado causam aumento nos

custos de transporte de carga, e podem afetar o custo de vida das regiões cujo fluxo de abastecimento passe por grandes centros urbanos.

Seguindo esta linha de raciocínio, a implantação de SBCs busca, entre outras coisas, proporcionar mais uma alternativa ao uso do automóvel. Vale lembrar ainda que pedalar é benéfico à saúde e não prejudica o meio-ambiente (Vogel e Mattfeld, 2010). Além disso, com exceção da caminhada, a bicicleta apresenta-se como a forma mais eficiente de locomoção (para curtas e médias distâncias), por gastar menos recursos que as demais alternativas (ITDP et al., 2014).

Com isso, os SBCs já são utilizados em centenas de cidades ao redor do mundo. No entanto, na América do Sul há apenas 25 sistemas em operação, dos quais 14 estão no Brasil, 5 na Argentina, 1 na Colômbia, 1 no Equador e 4 no Chile (Meddin e DeMaio, 2015). Portanto, acredita-se no potencial de expansão deste tipo de sistema nessas regiões. Além disso, no Brasil a sua utilização vem ao encontro das recentes medidas governamentais, em diversas esferas, para melhoria da mobilidade urbana em municípios com mais de 20 mil habitantes (Brasil, 2013).

Entretanto, apesar do potencial de crescimento desse tipo de sistema e do tópico estar em ascensão, durante o levantamento bibliográfico realizado constatou-se a escassez de publicações brasileiras versando sobre SBCs.

No que tange a publicações internacionais, percebe-se um número crescente de publicações relacionadas a SBCs, inclusive no que diz respeito a seu rebalanceamento. Porém, em sua maioria essas publicações tratam o problema de rebalanceamento de maneira estática, quando o sistema está inoperante, sem considerar as flutuações de demanda ao longo do funcionamento do sistema, ou ainda em escala reduzida, com pouca aplicabilidade a sistemas reais.

Com esta lacuna observada, surge a oportunidade de se aprofundar nesta linha de pesquisa, com o intuito de aumentar a compreensão do funcionamento desse tipo de sistema de transporte e contribuir com sua evolução.

1.2 Objetivos

Ao abordar a questão do rebalanceamento de SBCs entende-se que a satisfação do usuário tende a aumentar quando ele encontra bicicletas disponíveis para locação e encontra vagas disponíveis para devolvê-la. Por sua vez, assume-se que, havendo um aumento da disponibilidade de bicicletas e vagas para os usuários, pode haver um aumento de adesão ao sistema, no médio e longo prazo.

Dessa maneira, o presente trabalho almeja contribuir para a melhoria do rebalanceamento de SBCs e, conseqüentemente, para o aumento de sua confiabilidade, utilização e afirmação como meio de transporte.

Para isso, na abordagem do problema buscou-se:

- Revisar a literatura da área para contextualizar academicamente esta pesquisa, bem como as atuais políticas públicas relacionadas ao tema;
- Descrever o problema do balanceamento do sistema e apresentar a adequabilidade de técnicas de simulação e otimização para resolvê-lo.

E, após isso, os objetivos definidos do estudo são:

- Caracterizar qualitativa e quantitativamente os padrões de utilização de um SBC no Brasil, por meio de uma compilação e análises de dados existentes;
- Desenvolver um modelo híbrido de simulação e otimização para rebalanceamento dinâmico de SBCs;
- Aplicar o modelo desenvolvido para comprovar a viabilidade do método e sua utilização.

Ressalta-se que, por mais relevantes que possam ser os custos operacionais de um sistema real, o presente trabalho foca na melhoria do nível de serviço, a fim de aprimorar o uso do sistema.

Por fim, destaca-se que, para a caracterização de utilização de SBCs no Brasil, a cidade de São Paulo – SP foi escolhida. Dentre os fatores considerados nessa decisão destacam-se: disponibilidade parcial de dados (existem os dados de viagem), falta de maturidade do sistema (ou potencial de crescimento), políticas públicas de mobilidade urbana que favorecem esse modo de transporte na cidade e maior familiaridade e proximidade do autor ao sistema.

1.3 Metodologia

A importância de abordagens qualitativas em estudos que envolvem aspectos sociais é apresentada por Flick (2009), que também destaca como essa tratativa é sensível às percepções de seus elaboradores. Por sua vez, abordagens quantitativas trabalham fundamentalmente a mensuração de dados e a construção de modelos, essencialmente matemáticos, que estabeleçam relação de causa e efeito (Miguel et al., 2012).

Consequentemente, pode-se afirmar que este trabalho apresenta uma pesquisa qualitativa e quantitativa aplicada a SBCs, como citado na subseção anterior. Isto porque o contexto social de inserção dos SBCs é de grande importância e as percepções do autor são relevantes e utilizadas no desenrolar da pesquisa e suas conclusões. Na questão quantitativa, a presente pesquisa apoia-se na análise de dados e na proposição e utilização de modelos.

Dentre as vantagens de se combinar análises quantitativas e qualitativas, destacam-se no presente estudo: complementação das abordagens, evidências mais abrangentes para o estudo e a abertura para novos pontos de vista (Creswell e Clark, 2017).

Com relação ao estudo de caso, Miguel et al. (2012) afirmam que, no Brasil, esta é uma das metodologias mais frequentes na área de engenharia. Além disso, segundo os autores, dentre as possibilidades metodológicas de pesquisa acadêmica, a elaboração de um estudo de caso fomenta maior entendimento do funcionamento de

sistemas reais, por meio da análise aprofundada de um ou mais objetos (casos), além de possibilitar o desenvolvimento e o teste de novas teorias.

Neste trabalho entende-se que o estudo de caso e suas consequentes análises são fundamentais para o aumento da compreensão, aprofundamento e aprimoramento do conhecimento acerca de sistemas contemporâneos, como é o caso de um SBC. Assim, descreve-se a seguir o roteiro utilizado para a realização desta pesquisa.

Na primeira etapa do trabalho, para definição da estrutura conceitual, foi realizada a avaliação do cenário atual de SBCs, incluindo pesquisa sobre o desenvolvimento histórico destes sistemas e oportunidades de melhorias. Nesse sentido também foi feito o levantamento das principais dificuldades gerenciais enfrentadas por operadores, por meio de revisão bibliográfica e contatos com mantenedores desses sistemas, buscando identificar os pontos críticos para o sucesso na implantação e operação da rede. Paralelamente, foram investigadas as necessidades dos usuários e as inserções sociais deste tipo de sistema.

Foi realizado também o levantamento de *benchmarks* (melhores práticas) na literatura, em *websites* de operadoras de SBCs, além de *KPIs* (indicadores de desempenho) de diversos sistemas. Utilizou-se inclusive do contato próximo com operadores de SBC no Brasil – a empresa Compartibike (tembici), por exemplo – e com a maior patrocinadora de SBCs da América Latina, o Itaú-Unibanco.

Na etapa seguinte foi investigado o potencial das ferramentas utilizadas. Para tanto, foi realizada revisão da literatura de pesquisa operacional (PO) e simulação pertinentes e aplicados ao problema estudado. Durante o levantamento de publicações sobre o tema constatou-se que ainda são escassos os trabalhos publicados sobre o rebalanceamento de SBCs em escala real. No entanto, verificou-se um recente crescimento no número de trabalhos sobre SBCs de forma geral, demonstrando a existência de interesse acadêmico na área. Por fim, nesta etapa buscou-se revisar estudos voltados à questão da roteirização de frota para coleta e entrega de recursos, de forma geral, e aqueles com aplicações de PO a SBCs.

A próxima atividade, e de extrema importância para conhecimento do problema e proposição de melhorias, foi a realização de uma extensa coleta e análise de dados, possível somente com a caracterização de uso de um sistema em atividade.

A partir disso, foi desenvolvido o modelo híbrido de simulação e otimização para rebalanceamento dinâmico de SBCs e sua respectiva aplicação.

1.4 Estrutura da tese

A tese está organizada em capítulos, que se dividem em seções e subseções. Sua apresentação segue a seguinte ordem:

- Neste capítulo introdutório o contexto da pesquisa é apresentado, incluindo suas motivações, objetivos e metodologia.
- No capítulo 2 apresenta-se a revisão da literatura que suporta esta pesquisa, o ambiente no qual os Sistemas de Bicicletas Compartilhadas (SBC) se inserem, o histórico de desenvolvimento deste tipo de sistema, os aspectos importantes que devem ser observados antes e durante sua operação, além das recentes políticas públicas de mobilidade urbana no Brasil e em São Paulo.
- No capítulo 3 é realizado um estudo do principal SBC paulistano, o Bike Sampa. Nele são apresentadas diversas análises que buscam caracterizar a utilização do sistema, além de fomentar um melhor entendimento do problema.
- No capítulo 4 é apresentada a modelagem híbrida de simulação-otimização para o rebalanceamento de SBCs.
- O capítulo 5 apresenta os resultados da aplicação do modelo híbrido ao SBC Bike Sampa.
- Por fim, o Capítulo 6 apresenta as conclusões, contribuições e recomendações do presente estudo.

2. DEFINIÇÃO DO SISTEMA E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo dedica-se à descrição de SBCs e do problema de rebalanceamento, realizadas principalmente por meio de revisão da literatura, pesquisas em *websites* do tema, artigos midiáticos e por intermédio de consultas a empresas que financiam ou operam SBCs.

2.1. Potencial de SBCs no desenvolvimento social e ambiental

O conceito de ator social aparece na sociedade pós-industrial, segundo Touraine e Mayhew (1971), quando aspectos culturais e de identificação social são tão relevantes quanto aspectos econômicos. Esta nova entidade traz consigo aspirações culturais e exigências sociais, atuando e se sujeitando ao processo histórico e de ação social. Portanto, podemos definir esses atores como aqueles que desempenham um papel ativo diante da realidade, com capacidade de criação de novos paradigmas nas esferas cultural e social.

Desta forma, **Sistemas de Bicicletas Compartilhadas** (SBCs) podem ser interpretados como atores sociais, uma vez que os mesmos sugerem uma forma não usual de se pensar a mobilidade urbana, exigindo planejamento e financiamento do poder público, o maior subsidiário de tais sistemas (DeMaio, 2009), e, ao mesmo tempo indo de encontro ao *status quo* da mobilidade que ainda pondera a maioria das grandes cidades, como São Paulo.

Um SBC é, por definição, um meio de integração social, uma vez que o cerne de sua implementação e utilização está no compartilhamento de recursos. Perceba-se também seu caráter de promoção de igualdade, dado que todas as pessoas utilizam as mesmas bicicletas, independentemente de qualquer fator pessoal ou social. Segundo Midgley, (2009), o intuito de um SBC é fornecer transporte alternativo ou complementar à malha existente, portanto a rede de estações de bicicletas é projetada para operar integrada aos diversos modos de transporte da cidade, podendo atender às demandas de mobilidade de curta e média distância de parcela significativa da população, e também complementar as viagens longas no primeiro ou no último trecho da jornada, o chamado *last mile*.

Esse ator traz, ainda, uma opção de mobilidade urbana ambientalmente sustentável. A integração entre ônibus, micro-ônibus, transporte sobre trilhos e bicicletas aumenta a eficiência do deslocamento de pessoas, reduzindo o tempo perdido em trânsito e o desgaste decorrente das viagens diárias, que se revela na perda de produtividade dos trabalhadores. Somando-se a isto, o ato do compartilhamento das bicicletas produz efeitos sociais benéficos ao inserir no cotidiano dos usuários valores positivos e promotores de maior bem-estar social e sociabilidade.

A literatura hoje possui uma série de publicações voltadas para a história e o desenvolvimento de SBCs (DeMaio, 2009; Shaheen et al., 2010; Midgley, 2011), às políticas de promoção e questões de segurança (Martens, 2007; Aultman-Hall e Kaltenecker, 1999), e à análise de uso da bicicleta de acordo com padrões temporais e geográficos (Kaltenbrunner et al., 2010).

A partir da leitura destas obras, identifica-se que esta modalidade de transporte pode ou não gerar lucro. Contudo, os principais recursos financeiros aplicados na implantação e manutenção destes sistemas não são oriundos do usuário, mesmo nos casos em que há lucro. Desta forma, um SBC só se faz possível por meio de subsídio, seja ele com recursos públicos, venda de espaços publicitários ou patrocínio privado (DeMaio, 2009).

Por sua vez, os produtos das ações de implementadores de SBCs são destinados ao cidadão que esteja apto a utilizar uma bicicleta como meio de transporte, para realizar seu trajeto integral ou parcialmente. Os objetivos derivados e as possíveis causas condicionantes das ações deste ator social são: aumento na oferta de mobilidade urbana; barateamento do transporte para o usuário; redução de congestionamentos; redução de poluição do ar, sonora e dos impactos ambientais em geral; aumento da utilização de modais de transporte público complementares; aumento da percepção da bicicleta como modo de transporte viável; aumento da utilização da bicicleta compartilhada para turismo e lazer (Ricci, 2015).

Assim, é possível fazer uma conexão entre o uso dos SBCs e a melhora da qualidade de vida local. Em contrapartida, tais objetivos só podem ser alcançados se o sistema funciona de maneira satisfatória para o usuário, o que significa: haver disponibilidade

de bicicletas na origem de seu trajeto e vagas no destino, sendo esses níveis de serviço importantes para serem medidos pela modelagem.

Outro ponto muito importante diz respeito ao adensamento das estações do SBC e dos outros meios de transporte metropolitano. Uma vez que o sistema se propõe a ser um modo alternativo de locomoção para distâncias curtas e de integração com outros modos para percursos maiores, o adensamento de estações é extremamente importante para seu funcionamento. Inclusive, o cadastro do usuário pode ser vinculado ao seu cartão de acesso aos outros modos, como o Bilhete Único, cartão paulistano para utilização de linhas de ônibus e micro-ônibus municipais, metrô e trem, que permite integração entre estes modos de transporte pagando tarifa reduzida.

Em São Paulo já se permite que o usuário previamente cadastrado retire a bicicleta utilizando seu cartão de transporte público (Bilhete Único). Existe, desta forma, a necessidade de sincronia entre o ator social em questão e as agências de transporte responsáveis pelas outras modalidades.

Corroborando a estes pontos e aos argumentos favoráveis a SBCs apresentados anteriormente, uma pesquisa realizada em 2013 com 2.300 usuários do SBC de Nova York, o Citibike, aponta que 91% deles consideram o sistema muito útil para a mobilidade na cidade e gostaria que houvesse ainda mais estações e maior adensamento (ou seja, mais estações por área). A maioria dos entrevistados diz utilizar o sistema para integração com outros modos de transporte, em especial o metrô, que por sua vez possui malha bastante densa na região.

Outros pontos importantes desta pesquisa citam a interação do sistema com ciclovias. Dos usuários entrevistados, 84% afirmam sentir-se mais seguros utilizando faixas dedicadas à circulação de bicicletas, o que demonstra a necessidade da interação entre os atores sociais implantador de SBC e implantador de ciclovias (prefeitura e órgãos competentes). Ademais, 51% dos participantes gostariam de maior fiscalização destas vias, especificamente com relação ao estacionamento indevido de veículos obstruindo o fluxo nas mesmas (Citibike, 2013).

Com relação aos atores coadjuvantes importantes às ações dos incorporadores dos SBCs, os cicloativistas desempenham papel positivo na viabilização das bicicletas como modo de transporte. Esse ator social apoia a incorporação e ampliação de sistemas de compartilhamento em São Paulo, por exemplo, principalmente por seu potencial de familiarizar o paulistano com a bicicleta.

Seguindo esta linha de pensamento, SBCs possibilitam para muitos cidadãos o primeiro contato como observadores e como usuários da bicicleta no meio urbano, o que é de grande valia para a causa cicloativista. Além disso, representantes deste ator enxergam de forma positiva a complementaridade que esse tipo de sistema pode trazer ao transporte público de média e grande capacidade.

Por outro lado, existem posicionamentos contrários à implementação de sistemas de compartilhamento de bicicletas. Muitos usuários de automóveis se opõem à implantação de ciclovias na Região Metropolitana de São Paulo (RMSP), tanto pela competição do espaço antes reservado aos carros como pela percepção de que a convivência das bicicletas com outros tipos de transporte rodoviário não é segura para o ciclista. Isso demonstra que outro ator social coadjuvante, porém relevante nesta interação, são os automobilistas e usuários do transporte coletivo, uma vez que muitos destes desaprovam, ao menos em princípio, iniciativas que podem beneficiar os ciclistas.

Entretanto, opor-se às ciclovias não necessariamente indica desaprovação dos SBCs, principalmente se o último é visto como uma complementação ao transporte de massa, para ligar origem ou destino aos pontos de acesso aos outros modais. De forma semelhante, alguns representantes do varejo sentem-se prejudicados por este tipo de sistema, uma vez que a instalação das estações modifica o uso do solo no seu entorno, removendo, por exemplo, vagas de automóvel ou estreitando calçadas, o que por sua vez pode alterar o fluxo de pessoas na região. Entretanto, em médio prazo, o aumento de pedestres e ciclistas poderia tender a favorecer o comércio local, o que alteraria a percepção inicial do varejista.

Além disso, é preciso levar em conta que alguns cidadãos não podem utilizar bicicletas para se locomover. Isso é, uma parcela da população pode sentir-se lesada se o

sistema for implantado com investimento público, já que o mesmo valor gasto poderia ser aplicado em outros serviços. Não obstante, ressalta-se que mesmo os não usuários do sistema podem usufruir indiretamente de benefícios de um SBC bem concebido e executado, pois o incentivo ao uso de transporte coletivo e transporte compartilhado tende a diminuir o trânsito de forma geral e, ainda, diminuir a emissão de poluentes.

Em suma, a análise das interações do ator social estudado com outros atores inseridos no contexto das grandes cidades indica que pode haver conflito de interesses em alguns casos. Em contrapartida, conclui-se que os SBCs podem beneficiar moradores e trabalhadores das áreas onde haja um adensamento relevante de estações. Como apontado anteriormente, o uso de bicicletas compartilhadas pode tanto substituir viagens outrora realizadas a pé ou por transporte motorizado, como integrar-se aos meios de transporte existentes. Nesse último caso, é aumentada a capilaridade dos meios de transporte de massa, tornando-os mais atraentes. Assim, além de beneficiar diretamente os usuários do sistema, os SBCs podem impactar positivamente a cidade como um todo.

2.2. Histórico de sistemas de bicicletas compartilhadas

Ao longo dos últimos 40 anos, a evolução dos SBCs seguiu três fases principais, também referidas como três gerações distintas. A primeira delas teve seu início na década de 60 nos Países Baixos e Escandinávia, com o lançamento do primeiro sistema em Amsterdã em 1965 (ITDP et al., 2014). Essa geração, denominada Bicicletas Brancas (*Witte Fietsenplan*, em holandês), foi definida pela distribuição de bicicletas pela cidade sem estações fixas, cobrança ou limite de utilização. Tal modelo logo fracassou por consequência de vandalismo, roubos e falta de manutenção da frota (ITDP et al., 2014).

Após a falência da primeira, surgiu a segunda geração de SBCs, cuja inovação era exigir um depósito monetário para a utilização das bicicletas, ressarcido ao usuário quando a unidade alugada era devolvida. Assim, um sistema mecânico para inserção de moedas e a existência de estações fixas foram as novidades com relação ao

modelo original. Contudo, a frota seguiu vulnerável a roubos, uma vez que o valor exigido era baixo e não garantia o retorno das bicicletas (ITDP et al., 2014).

Atualmente está em operação a terceira geração de SBCs, cuja principal característica é utilizar-se de ferramentas de TI (Tecnologia da Informação) e da internet. Estes sistemas contam com quiosques de autoatendimento em cada estação, nos quais o usuário cadastrado utiliza sua chave de acesso para retirar uma bicicleta. As estações atuais possuem travas seguras contra roubo e as bicicletas quase sempre são identificadas com auxílio de alguma tecnologia (por exemplo, *Radio-Frequency Identification* – RFID), permitindo maior controle da operação.

Em alguns casos, os usuários possuem cartões inteligentes específicos para utilizar o sistema, que podem ser os mesmos utilizados para acesso à rede de transporte público, enquanto que em outros, *smartphones* permitem a identificação do cliente. Além disso, as bicicletas da rede são padronizadas, permitindo de forma fácil a identificação visual da frota, e, também, podem possuir componentes desenvolvidos especialmente para o sistema, a fim de dificultar o roubo para revenda de peças.

O número de SBCs de terceira geração tem aumentado consideravelmente nos últimos anos, se instalando em grandes cidades de todo o mundo. Pelo menos 800 SBCs estão hoje em operação, sendo a maioria deles localizada na Europa, Ásia e América do Norte (Ricci, 2015). A academia também vem acompanhando este crescimento: uma simples busca no "*Google Acadêmico*", ferramenta útil para indicar a extensão do campo de pesquisa por meio dos artigos publicados na área, revela uma expansão substancial dos resultados da pesquisa do termo "*bike sharing*" desde o início de 2011 (384 resultados) até meados de 2015 (3450 resultados).

No entanto, por ser um tema relativamente recente (principalmente, os SBCs desta terceira geração), publicações de impacto nesta área ainda estão em pleno desenvolvimento. Para uma revisão mais abrangente da história do desenvolvimento dos SBC, recomenda-se os trabalhos de DeMaio (2003; 2009), Gifford e Campus (2004) e Pucher et al. (2010).

Finalmente, na segunda metade da década de 2010 surgem os SBCs da quarta geração que, a exemplo da primeira geração de SBCs, não contam com estações para retirada e devolução de bicicletas. Apesar dessa semelhança, tais gerações têm potenciais diferentes, dado que a tecnologia atual possibilita o rastreamento das bicicletas por meio de dispositivos de geolocalização. Dessa forma, as bicicletas podem ser encontradas e locadas pelos usuários com a utilização de *smartphones*.

2.3. Presença de SBCs no Brasil

Os primeiros Sistemas de Bicicletas Compartilhadas voltados à população em geral surgiram no Brasil entre 2008 e 2009 em Blumenau (SC) e no Rio de Janeiro (RJ). Apesar de os primeiros projetos seguirem práticas internacionais da terceira geração de SBCs, atrelados a recursos de tecnologia, os resultados obtidos foram insatisfatórios.

A rede implantada em Blumenau possuía estações bem posicionadas, porém sua quantidade, assim como a frota de bicicletas, era pequena. Consequentemente a atração de usuários foi inferior à almejada, levando o sistema ao fracasso (Diário Catarinense, 2015). Por sua vez, o primeiro SBC carioca também possuía poucas estações, e outras possíveis causas do fracasso do projeto foram: furto, problemas de conectividade à internet e o alto valor do aluguel das bicicletas. Atualmente, após reestruturação, o SBC do Rio de Janeiro é avaliado como um dos de maior sucesso no Brasil (ITDP et al., 2014).

Não obstante, o surgimento de SBCs brasileiros continuou a crescer, impulsionado por grandes investimentos de empresas do setor financeiro, intensificando-se de 2012 a 2014, conforme apresentado na Tabela 1. Em alguns casos o projeto foi desativado após curto período de funcionamento, como em João Pessoa (PB) e em Curitiba (PR) (Diário Catarinense, 2015). As redes que seguem funcionando possuem maior adensamento de estações e elevado número de bicicletas, principalmente em megacidades como Rio de Janeiro e São Paulo.

Dois momentos se destacam ao longo deste período de surgimento e crescimento dos SBCs no Brasil. O primeiro corresponde à chegada destes sistemas no interior do estado de São Paulo, que exigiu algumas mudanças para adequar o modelo existente a cidades pequenas (Compartibike, 2015). Já o segundo é caracterizado pela adoção de tecnologias ainda não usuais como, por exemplo, a inclusão de bicicletas elétricas na cidade de São Luiz do Paraitinga (Bertoni, 2015), e pela consideração de questões operacionais já antes da implementação do sistema, como o aparecimento da realocação das bicicletas no edital de Florianópolis, em Santa Catarina (Floripa News, 2015).

A Tabela 1 compila os sistemas de compartilhamento já implantados em cidades do Brasil, inclusive os casos de insucesso, apresentando: a cidade em questão, data de lançamento, data de finalização (quando suspenso), operador, número de estações e número de bicicletas. Acrescenta-se a este conjunto as cidades em que a implantação de SBCs está sob estudo atualmente: Vitória (ES), Foz do Iguaçu (PR) e Florianópolis (SC) (O'Brien, 2015).

Tabela 1 – Lista de cidades brasileiras com SBCs já implantados (O’Brien, 2015; Meddin e DeMaio, 2015 e Mobilicidade, 2015)

Cidade	Nome	Ano lançamento	Ano finalização	Frota	Número de estações	Operador
Blumenau	SAMBA	2009	2011			Sertell
João Pessoa	Pedala João Pessoa	2010	2012			Sertell
Rio de Janeiro	Pedala Rio Bike Rio	2008 2011		2.080	260	Sertell
Toledo	TOOPedalando	2011	2013			ASI engenharia
São Paulo	Bike Sampa Ciclo Sampa	2012 2013		2.272 55	284 17	Sertell Trunfo
Santos	Bike Santos	2012		370	37	Sertell
Porto Alegre	Bike PoA	2012		400	40	Sertell
Sorocaba	IntegraBike	2012		152	19	Sertell
Riviera de São Lourenço	Rivibike	2012		45	7	Compartibike (tembici)
Indaiatuba	Ecobike	2012		200	4	Compartibike (tembici)
Campinas *	Viva Bike	2012	2013			Movent
São Caetano *	SancaBike	2012	2013			Movent
Salvador	Bike Salvador	2013		350	35	Sertell
Recife	Bike PE	2013		832	83	Sertell
Curitiba*	Bicicletaria.net	2013	2014			Bicicletaria.net
Ipaussu	Dukebike	2013		12	1	Compartibike (tembici)
Petrolina	Petrobike	2013		82	7	Sertell
Fortaleza	Bicicletar	2014		400	40	Sertell
Brasília	Bike Brasília	2014		232	29	Sertell
Aracaju	Caju Bike	2014		160	20	Sertell
Belo Horizonte	Bike BH	2014		280	35	Sertell
São Luiz do Paraitinga	Elektro Bikes	2015		7	1	Compartibike (tembici)

Pelas cidades apresentadas nos dados da Tabela 1 conclui-se que há maior concentração de sistemas nas regiões Sul, Sudeste e Nordeste do país, em estados de densidade demográfica mais elevada (Ministério da Ciência Tecnologia e Informação, 2011).

No que tange o aspecto tecnológico das estações e bicicletas compartilhadas, os sistemas brasileiros mostram-se alinhados às últimas tendências internacionais (ITDP et al., 2014). A tecnologia utilizada a partir de 2011 inclui sistemas computadorizados de travamento e liberação das bicicletas nas estações, integração com aplicativos para *smartphones* e sistema para monitoramento da frota, incluindo informações como a disponibilidade das bicicletas e a duração das viagens. Para utilizar o serviço, o cidadão deve primeiramente cadastrar-se pela internet, para então habilitar seu passe, vinculando-o a um cartão de crédito ou ao bilhete de transporte municipal – em alguns casos o passe é pago, como em Belo Horizonte, enquanto em outros não há cobrança, como em Sorocaba/SP.

Além disso, a utilização das bicicletas é livre por determinado período, após o qual o usuário está sujeito a tarifas ou a algum tipo de punição, como o bloqueio do acesso ao serviço por alguns dias e até multas. A frota é composta por unidades padronizadas, devidamente sinalizadas e identificadas com etiquetas RFID (*Radio-Frequency Identification*).

Em termos de inovações introduzidas aqui, merece destaque o antigo SBC de São Caetano/SP, cuja frota incluía 10% de bicicletas adaptadas para pessoas com dificuldades de locomoção (Galvez, 2012). O sistema ainda previa a instalação de vestiários e armários gratuitos para seus usuários em shopping da cidade, além do oferecimento de entrega em domicílio das compras sem custo àqueles que fossem ao supermercado utilizando bicicleta compartilhada.

Por fim, ressalta-se que o potencial de crescimento desse tipo de programa é grande no Brasil, uma vez que muitas capitais de alta densidade demográfica e cidades turísticas ainda não possuem SBC em funcionamento. De fato, o número de sistemas implantados nas Américas ainda é muito inferior aos cenários europeu e asiático, como pode ser observado no Gráfico 1.

Gráfico 1 – Crescimento do número de Sistemas de Bicicletas Compartilhadas no mundo, por região geográfica (Fishman, 2015)

2.4. Sistemas em funcionamento no mundo

Dada a grande quantidade de sistemas existentes, nesta seção é caracterizado o uso de Sistemas de Bicicletas Compartilhadas instalados em grandes cidades do mundo, a fim de levantar aspectos importantes para caracterização de uso realizada no capítulo 3 deste trabalho. Para tanto, são consultados tanto publicações acadêmicas como *websites* (muito relevantes, devido à atualidade do tema) de operadoras e de pesquisadores de SBCs, citados ao longo do texto.

Na última década, o número de cidades operando Sistemas de Bicicletas Compartilhadas cresceu de 13, em 2004, para 855 em 2014. A frota mundial de bicicletas compartilhadas é estimada em 946.000 bicicletas, das quais 750.500 se encontram na China (Meddin e DeMaio, 2015). O país também tem mais que o dobro de SBCs (237) do que os próximos colocados da lista: Itália, com 114, e Espanha, 113. Já os EUA apresentam apenas 54 sistemas em operação (Meddin e DeMaio, 2015).

Somado ao fato do crescente número de SBCs de terceira geração, deve-se evidenciar que os mesmos produzem uma quantidade enorme de dados. Tais dados são levantados com relativa precisão e possibilitam a análise descritiva da rede e a identificação de padrões de comportamento da demanda. Uma característica muito importante destas informações é a especificidade da origem e do destino de cada viagem, o que não é detectável em outros modos de transporte.

Por exemplo, os dados gerados por catracas de ônibus, trens e metrô identificam o usuário em apenas um dos extremos do trajeto (em geral no ponto de entrada), sendo que nos ônibus o passageiro não necessariamente passa pela catraca (ou aparelho similar) assim que entra no veículo. Ao conjunto de informações já existentes, no futuro, podem ser acrescentadas as rotas utilizadas pelos ciclistas nas suas viagens, caso a próxima geração destes sistemas conte com localizadores GPS nas bicicletas.

Dessa forma, a disponibilidade de informações sobre o uso de SBCs tem despertado o interesse de pesquisadores e operadores de transporte e mobilidade urbana, impulsionando o aumento do número de estudos quantitativos destes sistemas. Com o crescimento do interesse acadêmico pela temática, o pesquisador Oliver O'Brien passou a acompanhar o compartilhamento de bicicletas em diversas cidades do mundo, disponibilizando os dados levantados em seu website a partir de 2010 (O'Brien, 2015).

Aplicando técnicas de Big Data, O'Brien (2015) criou uma ferramenta para representação de todos os sistemas em funcionamento, inclusive transmitindo a situação das estações em tempo real. O compartilhamento destes dados é valioso para os pesquisadores da área, que hoje utilizam a ferramenta para avaliar o número de bicicletas disponíveis em cada sistema, por exemplo (Fishman, 2015). Isso porque, da análise de tais informações, nota-se que a frota em uso é, em geral, consideravelmente menor que a indicada pelos operadores dos sistemas (Fishman, 2015).

Com base no *website* citado, no Gráfico 2 é apresentado o número máximo de bicicletas observado em vários sistemas do mundo. Dele nota-se que SBCs europeus tendem a ser maiores que os norte-americanos, possivelmente por conta do

financiamento ser baseado em acordos de publicidade e pela maior participação da bicicleta como modo de transporte na Europa (Parkes et al., 2013).

Gráfico 2 – Frota máxima de bicicletas observada em vários sistemas do mundo (Fishman, 2015)

2.4.1. Utilização de sistemas existentes

Apesar das características de utilização de SBCs variarem entre cidades diferentes, a análise isolada de cada caso permite a definição de um perfil diário de utilização. Em sistemas maduros, a literatura aponta que o nível de requisição da rede possui dois picos máximos nos dias úteis, sendo um entre 07:00 e 09:00 horas da manhã e outro entre 16:00 e 18:00, enquanto no final de semana a demanda se concentra no meio do dia (Pfrommer et al., 2014). Ainda, os aluguéis de bicicleta são mais numerosos em meses mais quentes (Ahmed et al., 2010), principalmente em locais com estações climáticas bem definidas e grande variação térmica ao longo do ano. No Gráfico 3 é apresentado o número de viagens diárias por bicicleta compartilhada de vários sistemas do mundo, ilustrando tanto as diferenças entre sistemas como a variação da utilização de cada um durante o ano. Tal parâmetro é sugerido pela literatura como

forma de absorver as diferenças de tamanho de frota dos sistemas quando se quer compará-los.

Gráfico 3 – Número de viagens diárias por bicicleta compartilhada, computados para diferentes SBCs do mundo (Fishman, 2015)

Do Gráfico 3, nota-se que em Boston, Nova York, Washington D.C. e Minneapolis, cidades dos Estados Unidos da América (EUA), a requisição dos sistemas de compartilhamento de bicicletas é crescente da primavera (entre março e maio) ao verão (entre junho e agosto), e decrescente até o fim ano, do outono ao inverno. Os demais sistemas localizados no hemisfério norte, como Paris, Montreal e Londres, na França, Canadá e Inglaterra respectivamente, possuem comportamentos semelhantes. Nota-se, também, que vários destes sistemas possuem uma queda de utilização em agosto. Em contrapartida, Melbourne e Brisbane, na Austrália, possuem demanda mais estável ao longo do ano, o que pode ser causado pelo clima tropical.

Uma vez que os SBCs de terceira geração registram os momentos de retirada e devolução de cada bicicleta, é possível determinar a duração média das viagens realizadas em um dado período. Em estudo recente, utilizando dados de Melbourne,

Brisbane, Washington D.C., Minnesota e Londres, Fishman et al. (2014) mostraram que esse tempo varia entre 16 e 22 minutos. Tal informação pode ser útil para prever quando uma unidade locada será devolvida à rede, por exemplo, ou para diferenciar o uso das unidades conforme o perfil dos usuários. Nesse sentido, Buck et al. (2013) mostram que usuários casuais geralmente fazem viagens mais longas que os regulares e que a duração das viagens também varia sazonalmente, sendo maior nos meses mais quentes.

2.4.2. Perfil dos usuários

A literatura aponta que em muitos casos a maior parte da demanda de SBCs não é gerada por usuários frequentes. Em Londres, por exemplo, 49% dos entrevistados pela *Transport for London* (Transport for London, 2014) responderam que não utilizaram o serviço no mês anterior à pesquisa. Além disso, em estudo de um sistema australiano revelou-se que 46% dos membros anuais não haviam realizado nenhuma viagem em um período de um mês, e que apenas 14% utilizavam o sistema diariamente (Fishman et al., 2015; Fishman et al., 2014).

Já em Washington, Distrito Federal dos EUA, apenas 21% dos usuários do sexo feminino do Capital Bikeshare relataram que utilizam o sistema frequentemente, sendo que entre homens esse percentual é ainda menor, de 13% (Buck et al., 2013). Tais dados sugerem que muitos usuários enxergam as redes de bicicletas como complementos eventuais ao seu modo de transporte primário e secundário. Na verdade, em discussões com grupos de usuários, pesquisadores levantaram que um motivo frequentemente apontado para adesão aos sistemas é o desejo de demonstrar apoio à iniciativa, o que ajuda a explicar a inconstância dos clientes (Fishman et al., 2015).

A distribuição demográfica dos usuários é comumente levantada por operadores e pesquisadores, a fim de caracterizar SBCs. Os aspectos examinados incluem gênero, renda, etnia e grau de escolaridade, sendo que muitas dessas pesquisas revelaram que os usuários tendem a ter escolaridade e renda elevados, além de emprego fixo (Lewis, 2011; Woodcock et al., 2014; LDA Consulting, 2013; Shaheen et al., 2013; Fishman et al., 2015; Fishman et al., 2014). Neste sentido, um estudo realizado em

Washington comparou o perfil dos usuários do SBC local com os ciclistas que utilizam suas próprias bicicletas para locomoção na cidade. Os autores descobriram que tanto a proporção de mulheres como a de jovens são maiores dentre os usuários da rede compartilhada.

Além disso, a renda anual média dos usuários é menor do que a dos ciclistas convencionais (US\$ 81.920 contra US\$ 93.180) (Buck et al.; 2013), porém, é consideravelmente superior à renda anual média da população, de US\$ 64.267 (Fishman et al.; 2015). Corroborando as conclusões do caso de Washington, outro estudo demonstrou que usuários do sistema londrino, o London BSP, apresentavam mais renda do que a média da população quando o programa foi lançado em 2010. Entretanto, à medida que o programa amadureceu, a proporção de usuários vindos de áreas mais pobres aumentou de 6% para 12% entre 2010 e 2013. Contudo, o aumento das tarifas a partir de janeiro de 2013 resultou em redução do uso casual entre os habitantes das regiões mais pobres de Londres (Goodman e Cheshire, 2014).

Ainda com relação ao gênero dos ciclistas, descobriu-se que em países onde o uso da bicicleta ainda não é tão representativo na matriz de transporte urbano, como Reino Unido, EUA e Austrália, entre 65% e 90% das viagens são feitas por homens (Buehler e Pucher, 2012). Por outro lado, em países com alta adesão à modalidade, como na Holanda, as mulheres fazem proporcionalmente mais viagens (Harms et al., 2013).

Não surpreende, portanto, que nos locais onde o ciclismo não é cultural os sistemas de compartilhamento tenham menor participação feminina. Por exemplo, menos de 20% das viagens registradas no London BSP são feitas por mulheres (Goodman e Cheshire, 2014).

De forma interessante, a parcela da utilização do sistema por mulheres aumenta consideravelmente para viagens que comecem ou terminem em parques, sugerindo que as londrinas preferem evitar rotas de tráfego motorizado, ou que suas viagens possuem caráter recreativo. De fato, pesquisas anteriores já haviam demonstrado que mulheres têm maior preferência por pedalar em áreas sem tráfego ou com ciclovias exclusivas (Johnson et al., 2010). De maneira semelhante, um estudo realizado na Austrália revelou que mulheres representam 23% e 40% dos membros anuais em

Melbourne e Brisbane, respectivamente, mas não ficou clara a razão para a diferença entre os dois sistemas. Ainda assim, a proporção de usuárias do sexo feminino no CityCycle, de Brisbane, é maior do que entre os ciclistas comuns (Fishman et al., 2014), exatamente como observado em Washington, nos EUA.

2.4.3. Objetivos das viagens

Para ser capaz de prever o comportamento da demanda nas diferentes estações de uma rede de compartilhamento de bicicletas, é importante identificar o objetivo das viagens realizadas pelos usuários. Assim, se o sistema é utilizado para a última ponta das viagens entre residência e trabalho, é esperado que os pontos localizados em regiões residenciais tenham alta demanda por bicicletas nas manhãs de dias úteis e por vagas no final da tarde e começo da noite. Por outro lado, se a maior parte das locações é feita para lazer, é esperado que a demanda seja alta nas proximidades de parques e áreas de grande oferta cultural, com maior concentração durante a tarde e nos horários não comerciais.

Neste sentido, alguns estudos já mapeiam o uso dos sistemas em funcionamento no mundo. Por exemplo, uma pesquisa com os ciclistas do Capital Bikeshare revelou que para 43% dos usuários de longo termo a última viagem realizada foi relacionada a trabalho, enquanto para os usuários casuais esta porcentagem despenca para 2% (Buck et al., 2013).

Da mesma forma, em Brisbane 65% dos ciclistas casuais do CityCycle indicaram o principal propósito de sua última jornada como “lazer ou para conhecer a cidade”, enquanto entre os de longo termo tal motivo representa apenas 14% das viagens, com tendência muito maior a utilizar as bicicletas para ir ou voltar do trabalho. Já em Londres 52% dos respondentes de uma pesquisa anual indicaram que a última viagem foi de deslocamento de ou para o trabalho (Transport for London, 2014). Contudo, o dia em que a pesquisa foi realizada pode ter influenciado os resultados, já que a distribuição de viagens no fim de semana tende a mostrar níveis maiores de deslocamentos por motivos de lazer (Fishman et al., 2015).

Uma descrição mais detalhada do uso de compartilhamento de bicicletas, realizada pela LDA Consulting, indicou que o motivo das viagens varia conforme o local de residência, idade, sexo e etnia do ciclista, também sendo influenciado pela acessibilidade a um carro. Por exemplo, mulheres e homens tendem a utilizar a rede com objetivos diferentes, sendo que os homens têm maior probabilidade de utilizá-la em deslocamentos entre casa e trabalho (LDA Consulting, 2013). Portanto, identificar o perfil dos usuários pode auxiliar a entender o comportamento de um SBC.

2.4.4. Indicadores de desempenho

Mecanismos e métricas para aferir o nível de desempenho de sistemas e processos são fundamentais para ofertar um melhor serviço ao público. Apesar disso, poucos indicadores estão definidos para os Sistemas de Bicicletas Compartilhadas, por ser esse um tema relativamente recente. A seguir são apontadas algumas das métricas já elaboradas por entidades de credibilidade internacional e, em seguida, é sugerida outra possibilidade de indicador de desempenho, elaborado durante o processo de pesquisa deste trabalho.

- Média de viagens/dia/bicicleta: esse índice mede a rotatividade das unidades, a fim de avaliar indiretamente a eficiência do sistema. Quanto mais alto o resultado, maior a eficiência em termos de quantidade de viagens por unidade de recurso (bicicleta). Segundo as recomendações do ITDP et al. (2014) cada bicicleta do sistema deve realizar de 4 a 8 viagens ao dia. Menos de 4 viagens diárias por bicicleta pode representar uma relação custo-benefício insatisfatória, com custos operacionais elevados e baixa utilização da rede; enquanto mais de 8 viagens ao dia por bicicleta pode ser reflexo do mau dimensionamento da frota, que por sua vez pode indicar que a disponibilidade de unidades nas estações está insatisfatória e há alta demanda reprimida.
- Média de viagens/dia/habitante: para indicar o nível de penetração do sistema no ambiente em que está inserido, é utilizada a quantidade de viagens diárias dividida pelo número de habitantes da região (é usual apresentar este índice em termos do número de habitantes para cada viagem realizada). Tal indicador relativiza as viagens realizadas ao tamanho da população local, para evitar que

a simples quantidade de viagens ao dia seja avaliada sem considerar o volume de potenciais usuários. Assim, supõe-se que quanto maior o número obtido, maior a porcentagem de usuários dentre os habitantes com acesso ao sistema. Uma média alta é essencial, então, para alcançar o objetivo estratégico do SBC, pois representa o aumento da participação da bicicleta como modalidade de transporte. Segundo o ITDP et al. (2014), o ideal é ter uma viagem por dia para cada grupo de 20 a 40 habitantes, equivalente a um índice de 0,025 a 0,050. Por exemplo, a média de Lyon é de uma viagem diária para cada 25 moradores.

- **Usuários recorrentes/bicicleta:** ao dividir o número de usuários recorrentes pela quantidade de bicicletas da frota, procura-se medir qual a efetividade do sistema no atingimento de seu objetivo principal, de complementação da malha de transportes. Esse índice ajuda a prever a intensidade de uso do sistema em condições normais, segundo o guia do ITDP et al. (2014). Para o funcionamento ideal do sistema, recomenda-se que esse indicador assuma o valor de 10 usuários permanentes por bicicleta, abaixo do qual é preciso incentivar a população a aderir às bicicletas compartilhadas. Por outro lado, nos casos em que esse valor é superior a 10, é necessário investir na expansão da rede, como aconteceu no início do funcionamento do Citi Bike, quando o coeficiente era maior que 16 (ITDP et al., 2014).

Nota-se que os primeiros dois indicadores são inversamente relacionados. Na verdade, muitos SBCs apresentam uma média de viagens diárias por bicicleta alta, porém, por possuírem frota pequena, a média de viagens diárias por morador é baixa, indicando o mau dimensionamento da rede. Em outros casos, o sistema possui alta penetração e baixa média de viagens por bicicleta, revelando ociosidade dos recursos disponíveis. Desta forma, o planejamento e a gestão de um SBC devem ser feitos considerando ambos os indicadores de desempenho acima, como ilustrado na Figura 1, procurando adequá-los aos parâmetros de referência mencionados.

Figura 1 – Comparação de desempenho de alguns sistemas de bicicletas compartilhadas (ITDP et al., 2014)

Para ilustrar a complementaridade dos dois primeiros indicadores, a Figura 1 mostra o desempenho de 14 sistemas de bicicletas compartilhadas, em termos destas duas medidas críticas do nível de desempenho. Os sistemas na área verde do gráfico são os de maior desempenho geral, pois atingiram níveis altos tanto de penetração (viagens/dia/morador), como de eficiência do sistema (viagens/dia/bicicleta).

Os sistemas que estão na zona laranja do gráfico atingiram bom número de viagens/dia/bicicleta, ou seja, têm um bom nível de custo-benefício, mas não possuem grande penetração, indicando de que sua cobertura precisa ser ampliada.

Já os sistemas da zona amarela atingiram uma boa penetração, sendo bastante usados pelos moradores em suas regiões, mas têm baixo número de viagens/dia/bicicleta, o que indica que os sistemas possuem bicicletas demais. Aqueles que estão na zona vermelha do gráfico não atingiram nem penetração nem eficiência satisfatórias, portanto precisam ser expandidos e/ou sofrer ajustes na distribuição das estações e no preço do serviço.

Com base na análise já conduzida e nas condições e questões levantadas até aqui, o autor sugere também a adoção do seguinte índice de desempenho para SBCs:

- Diferença entre o número de retiradas e de devoluções por estação, ao dia ou por período: Esse parâmetro mede o desbalanceamento por estação, além de conseguir avaliar se uma estação possui maior vocação de locação ou devolução. Por se tratar de um indicador sugerido por este estudo, cujo foco é o problema de desbalanceamento das estações, ainda não se tem um cenário mundial destes dados. É importante ressaltar que esse índice pode ser calculado também para um conjunto de estações, para avaliar as diferenças de níveis de requisição de um determinado polo ou uma região.

2.5. Planejamento e gestão de SBCs

Considerando o objetivo estratégico de aumento da mobilidade urbana, é necessário atentar-se a algumas dificuldades inerentes às fases de planejamento e operação dos Sistemas de Bicicletas Compartilhadas. As subseções a seguir mencionam os pontos de atenção mais importantes de cada uma destas fases.

2.5.1. Planejamento de SBCs

Para garantir o funcionamento adequado do sistema, as estações da rede devem estar localizadas em locais convenientes para os potenciais usuários e devem possuir capacidade suficiente para garantir um determinado nível de serviço. Nesse sentido, os fluxos de deslocamentos diários da população devem ser analisados, definindo polos de geração e atração de viagens. É importante levar em conta dados como a densidade demográfica, o uso do solo da região coberta pelo sistema e o volume de deslocamentos entre pares de origens e destinos.

Como mencionado anteriormente, o SBC deve ser concebido para complementar os demais sistemas de transporte, como o metrô ou ônibus. Assim, para percorrer grandes trajetos o usuário pode usar o sistema de bicicletas para chegar a uma estação de metrô mais rapidamente do que se caminhasse até ela, por exemplo, e

também utilizá-lo entre a estação de desembarque e o seu destino final (Rodrigue et al., 2013).

Empregando o jargão da logística, tal constatação significa que a modalidade é adequada para a execução da última ponta da viagem, também chamada de última milha (tradução literal do termo difundido na área, *last-mile*). Consequentemente, a localização de estações de bicicletas deve considerar a infraestrutura de transporte existente, procurando garantir conexão entre as diferentes modalidades de transporte.

A concepção assim descrita implica que o sistema só será útil se, a priori, houver dificuldade, por parte dos usuários, em acessar os meios de transporte de média a longa distância. De fato, tal dificuldade mostra-se comumente verdadeira em grandes centros urbanos, nos quais a malha de transportes de massa não possui capilaridade suficiente para atender o transporte porta a porta de seus habitantes (Rodrigue et al., 2013), que por vezes se tornam dependentes do carro (Mineta Transportation Institute, 2011).

No que diz respeito à aplicação de modelos em SBCs para planejamento de estações, Romero et al. (2012) apresentam uma modelagem simultânea dos modos de transporte privado (carros) e público (bicicletas). Para modelar esse sistema, foram levados em conta dois aspectos: o primeiro foi a distinção de quais variáveis o usuário leva em consideração para decidir, em um ambiente urbano, entre o uso de carro ou bicicletas públicas; o segundo foi a modelagem da escolha de rota feita pelos usuários de bicicletas. O citado trabalho espera, desse modo, conseguir otimizar a localização de estações para retirada e devolução dessas bicicletas em um SBC público.

A metodologia de Romero et al. (2012) consiste na otimização da localização das estações de bicicleta por meio de um modelo de programação matemática em dois níveis - aplicada ao cenário da cidade de Santander, na Espanha - e a posterior simulação da rede de transportes de carro e bicicletas para complementar os resultados da otimização realizada. A cidade é dividida em algumas células de interesse e, em cada célula, o modelo de otimização define o melhor ponto para que haja uma estação de bicicletas. Em cenários reais, esse ponto é uma localização aproximada - e, para que se obtenha uma localização precisa, os autores concluem

que é necessário que seja feito um estudo por meio de simulação que utilize e valide os resultados obtidos pelo modelo de otimização.

Por fim, outros fatores de difícil mensuração, como questões políticas, culturais, características geográficas da região, interesses de grupos de poder locais, etc. também afetam a distribuição espacial das estações de um SBC. O foco deste trabalho, entretanto, é na operação destes sistemas, ainda que algumas considerações sobre a localização das estações sejam elaboradas no decorrer da tese.

2.5.2. Operação de SBCs

Um dos pontos chave para que o SBC seja de fato incorporado à matriz de transportes de uma cidade diz respeito ao nível de serviço prestado. Em outras palavras, o cidadão contará com as bicicletas no planejamento de suas viagens se ele sentir que pode depender com segurança da rede. Desta forma, se o usuário não conseguir alugar uma bicicleta na estação em que deseja e/ou devolvê-la próxima ao destino final ou ao ponto de integração com outro modo de transporte, o impacto negativo desta experiência vai além da demanda não atendida naquele momento, uma vez que pode fazer com que o usuário deixe de contar com o sistema em suas próximas viagens.

De fato, em uma pesquisa realizada pelo CitiBike, operador do SBC de Nova York, constatou-se que 64% dos consultados têm como principal reclamação a existência de estações lotadas ou completamente vazias (Bernstein, 2013).

Desta forma, é importante identificar os padrões de comportamento da demanda e entender as causas destes desbalanceamentos entre estações, para que se possa mitigar seus efeitos negativos.

Nesse sentido, o Citibike analisa constantemente os dados gerados pelo sistema e disponibiliza na internet tanto suas análises como os dados. Por exemplo, um dos valores computados é o número total de bicicletas estacionadas a cada hora do dia, que possui uma relação inversa com o nível de utilização do sistema: quanto maior o

número de vagas ocupadas, menor a quantidade de bicicletas em uso e, portanto, a demanda; e, quanto menor a ocupação das estações, maior a demanda.

O operador levantou este número para Manhattan ao longo dos cinco dias úteis de uma semana, notando que no horário comercial o pico de ociosidade da frota (momento do dia em que há o maior número de vagas ocupadas) acontece sempre no horário de almoço, por volta do meio-dia. Por outro lado, a solicitação do serviço é máxima no final da tarde e no início da manhã (Citibike, 2013). Ainda, observando as estações individualmente é possível constatar que sua localização influi no padrão de demanda diária. Estações próximas a grandes terminais de transporte tendem a esvaziar rapidamente pela manhã e encher no final da tarde, por exemplo.

Em áreas residenciais como o East Village, usualmente as estações são requisitadas logo cedo, sendo que a demanda permanece elevada até o final da manhã; então, à noite, elas ficam lotadas. Já no extremo oeste da ilha, as estações apresentam demanda elevada durante todo o dia (Citibike, 2013).

É possível interpretar, portanto, que o uso das bicicletas pelos nova iorquinos concentra-se na ida e volta de suas atividades diárias, ao menos em uma parte do trajeto. Além disto, conclui-se que o uso do solo pode causar distorções na demanda no sistema se as áreas residenciais forem afastadas das comerciais.

Outro fator de impacto na demanda de bicicletas são as características do relevo. Enquanto o ciclista proprietário da bicicleta procura traçar rotas evitando ladeiras íngremes, o usuário de sistemas compartilhados usualmente aluga sua bicicleta em pontos altos da cidade ou do bairro e a devolve em pontos baixos, evitando rotas com acline positivo ou incremento de altitude. Então, se for preciso realizar o caminho inverso, é provável que o mesmo usuário utilize ônibus, táxi, trem, ou qualquer outro modo de transporte.

Como resultado, as estações localizadas em pontos de maior elevação revelam usualmente mais demanda por aluguel de bicicletas e as dos pontos baixos, por vagas de devolução.

Levando-se esses aspectos em conta, uma das formas de rebalancear um sistema que esteja desequilibrado é remanejando as bicicletas disponíveis, removendo unidades das estações cheias e recolocando unidades naquelas que se encontram vazias.

Esse tipo de medida pode ser tanto em resposta à demanda corrente como antecipando a demanda futura, com base em dados históricos. Contudo, é preciso observar que se por um lado a realocação permite melhorar os níveis de serviço obtidos, por outro ela gera custos para o operador. Existe uma relação de *trade-off* clara entre estes dois efeitos: quanto maior o esforço despendido no reposicionamento de bicicletas, inclusive na forma de recursos financeiros, melhor é o desempenho operacional do sistema e a satisfação do usuário (Vogel e Mattfeld, 2010).

Assim, após análise dos padrões de uso da rede e previsão de quantas bicicletas se encontrarão em cada estação em diferentes momentos do dia, seria necessário determinar o número de unidades disponibilizadas em cada ponto e a cada período para que os usuários possam retirá-las e devolvê-las sem problemas (Kacapyr, 2014). Um desafio para essa análise é, segundo o Prof. Yang Feng da Universidade de Columbia, a impossibilidade de determinar exatamente a demanda potencial em cada estação. Se uma estação está vazia, a maioria dos usuários optará por outro meio de transporte ou por andar – poucos decidem esperar. Dessa forma, a demanda reprimida, composta por pessoas que utilizariam aquela estação naquele momento se houvesse bicicletas disponíveis, não é diretamente mensurável (Anand, 2013).

A complexidade do problema despertou o interesse de pesquisadores e operadores de SBCs, que têm se envolvido na previsão da demanda para buscar melhorar o desempenho de SBCs. Pesquisadores da Universidade de Chicago, em parceria com o Divvy, que atende a cidade com 4.000 bicicletas desde o verão de 2013, desenvolveram e estão testando um algoritmo que prevê, com até duas horas de avanço, a oferta e demanda de cada estação do sistema (Anand, 2013).

Paralelamente, Günther Raidl, da Universidade de Tecnologia de Viena, vem trabalhando com operadores do sistema local, Citybike Wien, no desenvolvimento de heurísticas para melhorar a utilização da frota de bicicletas. Ainda, os métodos de

Raidl buscam oferecer previsões atualizadas ao longo do dia, levando em conta a influência de fatores como estação do ano, clima e dia da semana sobre os padrões de utilização do sistema (Jaffe, 2014).

Alguns especialistas acreditam que a expansão da rede dos SBCs, em conjunto com o adensamento das estações na região coberta pelo sistema, pode naturalmente ajudar a balanceá-los. Segundo Oliver O'Brien, pesquisador do Centro de Análise Espacial Avançada da Universidade College of London, que estuda mais de 100 SBCs ao redor do mundo, "qualquer atividade que aumente a proporção de pessoas que não utilizam o sistema apenas para ir e voltar do trabalho em horários de pico agirá no sentido de amenizar esse efeito" (Anand, 2013).

Entretanto, mesmo que o problema seja mitigado pelo aumento da oferta, ainda devem ocorrer distorções causadas pela parcela de usuários que utiliza as bicicletas de maneira complementar aos outros modos de transporte, principalmente se o uso do solo for caracterizado pela separação entre regiões comerciais e residenciais. De fato, mesmo o Vélib', com sua densa rede de estações em Paris e alta demanda (no ano de lançamento do sistema, mais de 100.000 viagens eram registradas em dias de pico (ITDP et al., 2014), usa veículos de serviço para reposicionar as bicicletas nas estações conforme a demanda, a fim de garantir o bom funcionamento operacional do sistema.

Conclui-se, dessa forma, que o sucesso de um SBC requer ações que equilibrem a aleatoriedade e as distorções nos fluxos de usuários no sistema. Embora alguns pesquisadores já estejam abordando o problema de maneira científica, ainda não foram gerados resultados conclusivos/definitivos sobre a operação de um SBC. Consequentemente, é de fundamental importância a realização de estudos teóricos e experimentais voltados ao problema de reposicionamento de bicicletas, visando garantir sua viabilidade como modo de transporte, de fato.

2.5.3. Medidas para balanceamento da rede

Nesta subseção são listadas medidas teóricas e práticas para o rebalanceamento, de bicicletas compartilhadas.

O rebalanceamento estático refere-se à realocação de bicicletas durante o período de inatividade do sistema, quando não há mais locações de bicicletas.

Por sua vez, o rebalanceamento dinâmico é realizado durante a operação do sistema, estando sujeito aos fluxos existentes e suas incertezas ou variabilidades. Tal operação pode ser executada pelo operador do SBC ou pelos próprios usuários, incentivados pelo operador, como exemplificado a seguir (Chemla et al., 2013).

Quando o desbalanceamento do sistema é causado por uma questão geográfica, como em pode acontecer em Barcelona, Melbourne, Paris e certas regiões de São Paulo, estações localizadas em regiões mais elevadas tendem a esvaziar rápido e não receber devoluções de bicicletas. Tal fenômeno é observado no sistema parisiense, um dos primeiros modelos de larga escala implantados no mundo, onde foi apelidado de “efeito Montmartre” – em homenagem ao bairro homônimo, uma das poucas regiões com ladeiras na cidade (Vélib', 2010).

Para combater o desequilíbrio causado por este efeito, o operador do sistema Vélib' oferece uma recompensa aos usuários que devolvem bicicletas nas estações Vélib+, localizadas em altitudes superiores a 60 metros (a altitude da Avenida Champs-Élysées, por exemplo, é de 35 metros). Segundo a política criada, 15 minutos de locação gratuita são agraciados aos usuários, utilizáveis imediatamente ou armazenáveis em seus registros na forma de crédito (Tyndall e Gordon-Koven, 2013). Outros sistemas hoje empregam medidas semelhantes, visando o balanceamento da rede sem a necessidade de intervenção direta pelo operador.

A segunda razão do desequilíbrio, mais comum e já mencionada neste relatório, é a existência de fluxos acentuados de migração de pessoas em momentos específicos, que se repetem nos dias úteis. Tais fluxos podem ser entendidos como movimentos pendulares – e, quando estes são muito representativos, formam-se polos de geração e de atração de viagens. Isso faz com que algumas estações fiquem completamente cheias enquanto outras estão vazias, ocasionando queda da confiabilidade dos usuários no sistema e redução de sua satisfação com o serviço (Transport for London, 2014).

Sem a ação de equipes de realocação, os usuários passam a não conseguir locar ou devolver bicicletas nos pontos desejados, sendo que comumente a demanda não atendida é perdida (Tyndall e Gordon-Koven, 2013; Flegenheimer, 2013). O procedimento já adotado pelos operadores para melhorar o desempenho do sistema é similar em todos os SBCs estudados neste trabalho: cada equipe, dirigindo um veículo de pequeno a médio porte, retira bicicletas de estações lotadas e as leva até estações vazias. O desafio, neste caso, está em garantir que tal processo seja realizado de maneira eficiente (Walker, 2014).

Uma das abordagens empregadas por alguns operadores para reagir ao problema é o acompanhamento em tempo real da situação das estações. Então, uma vez identificada a necessidade de realocação de bicicletas, as equipes de serviço são mobilizadas. Ressalta-se que tal processo é reativo, pois acontece somente após o sistema chegar a um nível crítico pré-estipulado, diferentemente de ações mitigadoras, que são tomadas antes da manifestação do problema justamente para diminuir sua dimensão.

Em alguns casos, para melhorar a eficiência deste procedimento são tomadas medidas que diminuem o tempo de deslocamento dos veículos rebalanceadores (Walker, 2014). O operador do sistema Capital Bikeshare, por exemplo, designa cada van de sua frota a uma determinada área da cidade, para minimizar o tempo em trânsito (Capital Bikeshare, 2015). Não obstante, o operador também age na mitigação do problema, oferecendo até um ano de gratuidade na adesão de usuários que viajam no contra fluxo dos deslocamentos pendulares.

Independente dos programas de recompensa adotados, o fato é que realocar bicicletas faz parte da realidade de todo operador de SBC (Walker, 2014; Tyndall e Gordon-Koven, 2013). A Tabela 2 lista os tipos de frotas de serviço empregadas em diversos sistemas do mundo, especificamente para remanejar as bicicletas entre estações.

Tabela 2 – Tipos de frotas de serviço empregadas em diversos sistemas do mundo, incluindo capacidade dos veículos

Cidade	Meio de realocação empregado	Capacidade do veículo de rebalanceamento [número de bicicletas]	Fonte
Londres	Trailers	22	(Miller, 2013)
Washington D.C.	Van	25	(Capital Bikeshare, 2015)
Chicago	Van	25	(Henderson e Fishman, 2013)
Melbourne	Caminhonete	10	(Wong, 2014)
Nova York	Caminhão	60	(Citibike, 2013; Tyndall e Gordon-Koven, 2013)
	Van	25-30	
	Bicicleta com engate	3	
Paris	Caminhonete e trailer movido a gás natural	20	(Weinkle, 2008)
Xangai	Caminhão	40	(Tang et al., 2012)
Barcelona	Van e trailer	20	(Grant, 2011)

Destaca-se da Tabela 2 o sistema Citi Bike, em Nova York, que emprega uma frota heterogênea para remanejar suas bicicletas na rede. Caminhões com capacidade para carregar 60 unidades servem como estoque adicional para as estações mais solicitadas, porém trafegam em velocidade mais baixa e não são apropriados para circular em vias estreitas. Vans e pick-ups levam menos bicicletas por viagem, mas conseguem acessar os diversos pontos da rede mais facilmente. Porém, como em ambos os casos o operador está sujeito ao trânsito local, sistemas de engate de bicicletas também são utilizados para transportar unidades pedalando, sem a necessidade de um veículo motorizado (Tyndall e Gordon-Koven, 2013).

Por conta da complexidade destas operações, a literatura vem abordando o rebalanceamento recorrentemente (Fishman et al., 2015). Com intuito de caracterizar os fluxos de usuários para definir a origem do desbalanceamento, pesquisadores já examinaram os fatores associados com a diferença de utilização entre estações. Foi descoberto que fatores intuitivos como o clima e outros indiretos, como a presença de restaurantes no entorno, têm influência na atividade da estação (Faghih-Imani et al., 2014). Rudloff e Lackner (2013) observam, porém, que adversidades climáticas

impactam mais a atividade de usuários casuais do que a dos frequentes. Ainda, identificou-se que a topografia também influencia a atividade das estações, como esperado (Frade e Ribeiro, 2014; Jurdak, 2013)

Estudos comparando medidas mitigadoras também foram realizados (Faghih-Imani et al., 2014). Por exemplo, Pfrommer et al. (2014) usaram dados históricos do sistema London BSP para estimar a efetividade do emprego de caminhões para realocação das bicicletas, assim como o impacto da introdução de incentivos de preço para os usuários que viajam no contra fluxo. Os resultados indicam que, apesar de incentivos monetários funcionarem nos finais de semana, os padrões de uso durante a semana são tais que é preciso combinar ações mitigadoras e reativas para manter um nível de serviço adequado (Fishman et al., 2015).

Dessa forma, conclui-se que a pesquisa sobre o problema de balanceamento é recente, relevante e visa resolver a inconveniência causada aos usuários sem aumentar significativamente os custos gerados ao operador quando a rede se encontra desbalanceada. O desafio está em integrar dados de comportamento e preferências de usuários a modelos matemáticos apropriados, para verificar a eficiência de possíveis soluções à questão (Leonard, 2008).

Além disso, somando-se aos autores já citados neste trabalho, os artigos de Bordagaray, Ibeas e Dell'Olio (2012), Fishman, Washington e Haworth (2014), Goodman, Green e Woodcock (2013), Liu, Jia e Cheng (2012), Martin e Shaheen (2014) e Shaheen et al. (2011) também abordam o **uso de SBCs, considerando estudos de caso**. Os trabalhos de Chen et al. (2013), De Chardon e Caruso (2014), Patil, Musale e Rao (2015), Rixey (2013), Singhvi et al. (2015) e Tran, Ovtracht e D'Arcier (2015), por sua vez, tratam de **análises de demanda**. Já Gutierrez, Torres e Iniestra (2014), Palomares, Gutiérrez e Larorre (2012) e Vogel e Mattfeld (2011) versam sobre **planejamento de SBCs**. E, por último, as obras de Fricker e Gast (2014), Haider et al. (2014) e Singla et al. (2015) abordam iniciativas para que os próprios usuários sejam estimulados a realizar o rebalanceamento, ou seja, o **autobalanceamento** desses sistemas. Por fim, a Tabela 3 apresenta o resumo de abordagem desses artigos.

Tabela 3 – Resumo de abordagem: uso, demanda, planejamento e autobalanceamento

Abordagem	Trabalhos
Uso de SBCs, com estudos de caso e caracterização de utilização	Bordagaray, Ibeas e Dell’Olio (2012) Fishman, Washington e Haworth (2014) Goodman, Green e Woodcock (2013) Liu, Jia e Cheng (2012) Martin e Shaheen (2014) Shaheen et al. (2011)
Análises de demanda para SBCs	Chen et al. (2013) De Chardon e Caruso (2014) Patil, Musale e Rao (2015) Rixey (2013) Singhvi et al. (2015) Tran, Ovtracht e D’Arcier (2015)
Planejamento de SBCs	Gutierrez, Torres e Iniestra (2014) Palomares, Gutiérrez e Larorre (2012) Vogel e Mattfeld (2011)
Alternativas para autobalanceamento	Fricker e Gast (2014) Haider et al. (2014) Singla et al. (2015)

2.6. Ferramentas para rebalanceamento de SBCs

Após a contextualização do problema de rebalanceamento em SBCs, é necessário considerar o desenvolvimento de ferramentas que facilitem a tomada de decisão dos operadores. Para esse tipo de situação, técnicas de Pesquisa Operacional (PO) são especialmente úteis, por permitirem a avaliação de diversas situações por meio da representação prévia do funcionamento do sistema em ambiente computacional, minimizando os riscos assumidos pelo tomador da decisão. Pela modelagem matemática da rede de bicicletas compartilhadas, é possível identificar relações entre suas variáveis e parâmetros, revelar seu comportamento sistêmico, respeitando suas

restrições e limitações críticas e ainda antever o impacto causado por possíveis políticas de balanceamento.

Sob a ótica da PO, um Sistema de Bicicletas Compartilhadas pode ser analisado como uma rede formada por pontos de demanda, as estações, e segmentos ligando cada estação com as demais, para representar os fluxos de bicicletas, como nós e arcos, respectivamente. Em SBCs, cada ponto de demanda possui uma propriedade e um estado, correspondentes à capacidade da estação (número máximo de bicicletas que podem ser estacionadas ali) e ao estoque disponível a cada momento (número de unidades estacionadas em dado instante). Já aos arcos pode ser associada uma propriedade que indica a distância (ou tempo de viagem e até custo de viagem) entre os pares de nós e um estado que indica o fluxo de usuários percorrendo cada arco a cada instante, mas, em princípio, não há limite no fluxo que cada um suporta.

Observa-se ainda que há duas informações relacionadas à demanda em um SBC: a origem do trajeto, onde é necessário haver unidades armazenadas; e o destino, onde é preciso haver vagas, portanto o número de bicicletas armazenadas deve ser inferior à capacidade da estação. Ambas, como observado nas seções anteriores deste capítulo, variam conforme as características do ponto em questão e o período do dia. Por exemplo, uma estação próxima ao metrô em área residencial deve receber muitas bicicletas pela manhã, quando a demanda por locações deve ser baixa. Em contrapartida, a demanda por locações de bicicletas deve ser alta no fim da tarde e começo da noite. Ainda, pontos localizados em regiões mais altas da cidade devem ter demanda por bicicletas superior à por vagas durante todo o dia. Por fim, ressalta-se que todas as estações são afetadas pelas condições climáticas correntes.

Nesse contexto, a operação de remanejamento de bicicletas na rede pode ser considerada como um problema de sequenciamento de coletas e entregas (*pick-up and delivery*) ou uma roteirização com realocação de recursos ou estoque (*inventory routing*), pois os veículos de serviço devem coletar unidades em certos pontos e entregá-las em outros. Em outras palavras, para solucionar o rebalanceamento deve ser gerado, para cada veículo da frota, uma rotina especificando a quantidade de bicicletas que deve ser transferida, os pontos de retirada e entrega e o limite de tempo em que cada passo do roteiro deve ser cumprido. Idealmente, ainda, a tomada de

decisão que resulta na gestão da frota de serviço deveria ser proativa, sendo capaz de prever a demanda de cada estação antes que estas fiquem lotadas ou vazias como consequência das distorções nos fluxos de pessoas na cidade, conforme explicado anteriormente. Assim, é possível distanciar-se da abordagem reativa hoje executada na prática pelos SBCs ao redor do mundo.

A seguir, é apresentada uma revisão bibliográfica de estudos dedicados ao tratamento da questão. Para facilitar a leitura, na primeira subseção são citados trabalhos que tratam problemas de reposicionamento de recursos em rede, enquanto na segunda são examinados os estudos aplicados a SBCs propriamente ditos. Uma vez que o presente trabalho aborda o problema em sua forma dinâmica, durante a operação do sistema, é realizada também uma revisão de artigos dedicados a métodos de previsão estatística de demanda de SBCs. Finalizando a seção, é realizada uma revisão acerca da aplicabilidade de modelos híbridos de simulação-otimização.

2.6.1. Realocação de recursos em redes

Com relação aos tratamentos encontrados na literatura para o problema geral de reposicionamento de recursos, destaca-se neste trabalho: otimização, principalmente por meio de programação linear e simulação, com suas considerações estocásticas.

A maior parte das abordagens é realizada com base no problema de roteirização de veículos, considerando procedimentos de coleta e entrega que visam realocar os recursos coletados. As particularidades de muitos desses modelos de reposicionamento são discutidos por Raviv et al. (2013).

O problema de realocação de recursos é classificado por Berbeglia et al. (2010) como uma classe específica dos problemas de roteirização de veículos, que se subdivide em três tipos: muitos-para-muitos (*many-to-many*), em que todos os nós da rede podem servir de origem e destino para qualquer material transportado; um-para-muitos-para-um (*one-to-many-to-one*), em que os trajetos dos produtos ligam um único ponto a todos os demais nós da rede, nos dois sentidos, como, por exemplo, o caso de um transportador que atenda um único armazém e múltiplos clientes; e um-

para-um, em que cada material ou pedido possui uma origem e um destino específicos.

Os autores também classificam como estática a roteirização cujos dados de entrada são conhecidos antes da construção das rotas, em oposição à dinâmica, em que parte dos dados é revelada ou atualizada durante a operação. Ainda, roteirização dinâmica é considerada estocástica quando alguma informação sobre pedidos futuros pode ser aferida dos dados históricos, sendo a demanda aproximada por distribuição probabilística (Berbeglia et al., 2010).

Por fim, outras dimensões de complexidade deste tipo de problema se referem à capacidade do veículo, sendo que em alguns casos um único veículo pode atender mais de um pedido ao mesmo tempo; e à existência de janelas de tempo em que os materiais podem ser coletados e entregues a cada nó da rede. Berbeglia et al. (2010) fornecem uma revisão dos diversos tipos de problema um-para-um, porém, segundo o levantamento realizado no artigo, não havia na época publicações apresentando modelo de roteirização dinâmica muitos-para-muitos.

De maneira análoga, Bianchessi e Righini (2007) apresentam heurísticas para roteirização de veículos com coletas e entregas simultâneas com uma frota determinada, e argumentam que este é um problema *NP-Hard* (NP-Difícil), uma vez que é um subcaso do problema de coletas e entregas generalizado, e, portanto, não pode ser resolvido por meio de algoritmos de tempo polinomial.

Nesta linha, Kall e Wallace (1994) afirmam que para solução de problemas de programação dinâmica estocástica, deve-se atentar às propriedades dos algoritmos de programação dinâmica; haverá uma decisão para cada estado em cada etapa, pois, não é possível planejar a solução para todos os períodos de forma antecipada. Assim, as decisões para todos os períodos, com exceção do primeiro, irão depender do que acontece nesse meio tempo. E, reafirmando, o problema de rebalanceamento de SBCs é dinâmico porque as decisões podem ser adaptadas ao longo do horizonte de planejamento e estocástico porque as demandas seguirão certa distribuição e não serão exatamente conhecidos com antecedência.

Conforme citado anteriormente, outra abordagem possível para esse tipo de problema vem da associação entre a roteirização de veículos e a gestão de estoques (*inventory management and routing*), como sugerido por Baita et al. (1998), Andersson et al. (2010) e Brinkmann et al. (2015b). Andersson et al. (2010) revisam as publicações que tratam a roteirização em conjunto com a gestão de estoques, especificamente para cadeias contendo produtos físicos, desde o fornecimento de matéria prima até à entrega final, passando pelas etapas de produção. Como o foco dos autores é nas cadeias produtoras, nos textos revisados existe a condição de que nos pontos de estoque o material é produzido ou consumido.

Assim, a maioria dos problemas tratados são do tipo um-para-um, sendo que os seis casos de muitos-para-muitos analisados são determinísticos, ou seja, a demanda para o horizonte de tempo considerado é conhecida antes da construção das rotas.

Já Baita et al. (1998) focam sua revisão em problemas de distribuição, explicitando que o tratamento do transporte em cadeias produtivas foi negligenciado. Os problemas de roteirização-e-estoques dinâmicos lidam com o transporte de materiais entre origem e destino (ambos os pontos podem ser múltiplos) durante um horizonte de tempo, finito ou não, considerando questões ligadas ao roteiro dos veículos e estocagem dos materiais. Contudo, os modelos analisados minimizam custos, de forma que o nível de serviço seja representado apenas por meio de penalidades atribuídas à falta de estoque. Problemas de *inventory routing* também são abordados por Herer e Fuculty (1997), Yu et al. (2007) e Abdelmaguid et al. (2008) e definidos como *NP-Hard* (NP-Difícil) por estes autores.

Outro problema análogo e relevante, abordado na literatura, é o de reposicionamento de contêineres vazios entre portos para rotas em que há desequilíbrio de demanda.

Cheung e Chen (1998) utilizam um modelo de redes dinâmico para realocação de contêineres vazios com foco na minimização de custos. O problema é tratado para um único tipo de contêiner, o que o aproxima do rebalanceamento de SBCs. Além disso, os autores consideram oferta e demanda como dinâmicas e estocásticas. Afirmam ainda que mesmo com diversos modelos acerca do tema, a complexidade e a estocacidade do problema dificultam a obtenção de soluções definitivas.

De maneira análoga ao que foi verificado para o rebalanceamento de SBCs, Barco (1998) evidencia a importância da disponibilidade de dados e informações para previsão de demanda e estoque na tratativa de contêineres vazios. A partir disto, o autor dá foco ao problema com um modelo de programação linear que visa otimizar a logística do contêiner vazio. Em seu trabalho também são abordadas as questões de estoque de segurança nos terminais.

Com base no modelo utilizado por Barco (1998), Rezende (2003) adiciona às formulações o tempo de antecedência de chegada dos contêineres aos terminais, além da capacidade do navio de acordo com o trecho navegado. Rezende (2003) testa também os dados de entrada utilizados por Barco (1998) e constata a operacionalidade dos modelos.

O trabalho de Cimino et al. (2007) apresenta diversas pesquisas já realizados para a tratativa do problema logístico de contêineres vazios. Por sua vez, Zambuzi (2010) vai além do problema análogo de realocação de SBCs (que tem produto único) por tratar o problema multi-produto, com um modelo de fluxo em rede, para movimentação de contêineres vazios, visando a minimização de custos.

Complementando o tema, pode-se destacar o problema de redistribuição de frota para empresas locadoras de veículos. A exemplo da locação de bicicletas em SBCs, a locação de carros também apresenta desequilíbrio de fluxos entre pontos de retirada e de devolução de veículos, de forma que as locadoras devem agir para rebalancear seus estoques (frotas) em suas filiais.

Ainda de maneira análoga aos SBCs, tais ações de rebalanceamento podem ser executadas indiretamente, com incentivos de preço e promoções para usuários que devolvam certo tipo de veículo em pontos pré-determinados, ou ainda diretamente, por meio do deslocamento do próprio veículo ou com a utilização de caminhões cegonha ou similares para a realocação dos carros. No entanto, uma das características peculiares e fator de complicação desse tipo de problema reside no fato da frota de veículos ser heterogênea (multi-produto).

Por fim, para a tratativa do assunto, recomenda-se o trabalho de Yang et al. (2008), que realiza uma revisão da literatura, identifica lacunas na bibliografia e elabora um quadro resumo com diversos artigos quantitativos sobre este tópico. Na obra, os autores explicam a abordagem do problema em três passos básicos: *clusterização* (agrupamento) de regiões, de modo que cada grupo (*cluster*) compartilhe uma frota de veículos por determinado período; definição dos tipos de veículos para cada grupo e, finalmente, baseado em estudos de previsões de demanda e em políticas de reserva, preços e estoques, realizar o rebalanceamento de curto prazo em cada grupo.

2.6.2. Pesquisas aplicadas a Sistemas de Bicicletas Compartilhadas

Vogel e Mattfeld (2010) estudam o modelo de negócio de um SBC genérico empregando Dinâmica de Sistemas (DS), metodologia cujo objetivo principal é representar e avaliar as interdependências e mecanismos de retroalimentação entre variáveis que compõem um determinado sistema. No trabalho citado, influências entre aspectos operacionais de um SBC são abordadas, com foco na relação entre a disponibilidade de bicicletas, o nível de satisfação do usuário, a capacidade de entrega de viagens do sistema e uma medida de esforço de reposicionamento.

O modelo construído possui alto nível de agregação das variáveis, distanciando-se de uma análise operacional do SBC – sem o tratamento das bicicletas individualmente, por exemplo. Para o objetivo proposto pelos autores, a DS revela-se uma ferramenta adequada, permitindo chegar à conclusão de que quanto maior o esforço dedicado ao reposicionamento das bicicletas, melhor desempenho do sistema em termos de satisfação dos clientes.

Já os modelos elaborados por Shu et al. (2010) e Lin e Yang (2011) tratam especificamente do problema de realocação das bicicletas em um SBC. O objetivo dos modelos é avaliar o fluxo das unidades na rede, a fim de estimar a capacidade do sistema, além de estudar a viabilidade de uma política de reposicionamento periódico.

Ambos os modelos fornecem estimativas de desempenho, calculadas com base na capacidade do sistema, assim como sua relação com as políticas de realocação de bicicleta e o número de bicicletas necessárias em cada estação. No entanto, os

trabalhos não abordam o tratamento de variabilidades e incertezas relativas às demandas dos usuários. Ademais, não são propostas rotinas operacionais de realocação das bicicletas, sendo esta tratada somente em nível estratégico.

Por sua vez, Lin et al. (2013) abordam o projeto estratégico de um SBC, incorporando considerações sobre o estoque bicicletas em cada estação. Os autores propõem uma heurística para encontrar soluções para o problema, que é formulado como um modelo de otimização da localização de estoque centralizado (*hub location inventory model*). As decisões incluídas em sua formulação são: a quantidade e a localização das estações de bicicletas no sistema, a criação de ciclovias entre as estações, a seleção de rotas dos usuários entre origens e destinos de suas viagens, e os níveis de estoque de bicicletas a ser mantido nas estações. Contudo, a realocação é considerada como um subproduto do sistema, e, também, não consideram estocacidade associada à chegada de usuários na rede.

Já Benchimol et al. (2011) tratam a realocação de bicicletas em um sistema de compartilhamento em nível tático/operacional. O problema é modelado como uma modificação do conhecido problema do caixeiro-viajante, que consiste na elaboração de um roteiro de forma que todos os pontos de uma rede qualquer sejam visitados, levando em conta ao menos um critério de desempenho, como por exemplo a distância total percorrida. Para representar o rebalanceamento de SBCs, adiciona-se ao caixeiro-viajante a entrega e coleta de recursos (*pickup and delivery traveling salesman problem*), para que a roteirização também inclua os nós de onde bicicletas são retiradas e para onde elas são devolvidas. De fato, a literatura define os problemas de entrega e coletada como uma subclasse dos problemas de roteirização de veículos, em que objetos ou pessoas devem ser transportados entre pares de origem e destino (Berbeglia et al., 2010).

No modelo de Benchimol et al. (2011) o balanceamento da rede é feito de maneira estática, com ações em momentos pontuais da operação, que neste caso correspondem ao horário inicial diário de funcionamento do sistema. Tal abordagem se opõe ao reposicionamento dinâmico, que tem como gatilho a situação corrente do sistema a cada instante da operação e, portanto, pode acontecer várias vezes em um único dia. Entretanto, os autores revelam que mesmo o problema estático é NP-difícil

(*NP-Hard*), exigindo a elaboração de algoritmos de aproximação para encontrar soluções não necessariamente ótimas.

O mesmo é afirmado por Chemla et al. (2012) e Dell’Amico et al. (2014). Esta característica deve-se à relação de múltiplas variáveis, como a capacidade da frota de manejo das bicicletas e as estações que compõem a rede, entre outras. Os autores concluem, por fim, que há necessidade de desenvolvimento de heurísticas para casos dinâmicos de reposicionamento.

Chemla et al. (2013), diferenciam os problemas de rebalanceamento estático e dinâmico em SBCs, provam a complexidade das soluções (*NP-Hard*) e apresentam considerações acerca de heurísticas que podem contornar tal dificuldade. Além disso os autores sugerem alternativas de rebalanceamento por precificação e utilizam um simulador para comparar os resultados. As técnicas se mostram complementares. Outro ponto levantado é a necessidade de *clusterização* dos veículos rebalanceadores para que não haja sobreposição de atividades entre os recursos.

Sayarshad, Tavassoli e Zhao (2012), por sua vez, apresentam um modelo matemático aplicado um SBC planejado para atender pequenas comunidades e complementar o serviço de transportes públicos. O modelo visa a determinar o tamanho mínimo da frota de bicicletas que busca simultaneamente: minimizar a demanda não atendida, o número de bicicletas não utilizadas e a necessidade de transportar bicicletas entre as estações de aluguel (para que a demanda por bicicletas ou por espaços de devolução possa ser atendida).

Para isso, é desenvolvida uma otimização multi-periódica que determina como devem ser distribuídas as bicicletas entre as estações durante um período específico. Essa otimização baseia-se em um modelo que monitora o número de bicicletas alugadas e a quantidade de bicicletas disponíveis em cada estação. Os autores conseguem atingir seus objetivos enquanto minimizam o custo de operação - por meio de um sistema de cobrança de taxa (baseada na duração do tempo de uso) para o aluguel das bicicletas.

Brito et al. (2013) estudam o impacto de duas estratégias de realocação para o que seria a expansão do extinto PedalUSP, SBC paulistano que conectava a Cidade Universitária à Linha Amarela do metrô. Os autores utilizam Simulação de Eventos Discretos (SED) para representar o sistema.

Nesse estudo, o funcionamento do sistema é definido por uma sequência de processos realizados pelos usuários e pelo operador do sistema. Os eventos executados pelo cliente são: chegada na estação, retirada de bicicleta, pedalada até o ponto de destino e devolução da unidade. Caso a estação de origem esteja vazia no momento da chegada do usuário, ele aguarda por um período máximo, que varia de 0 a 5 minutos, antes de desistir do aluguel. Porém, ao fim do trajeto o indivíduo espera o quanto for preciso para estacionar sua bicicleta, caso não encontre uma vaga.

Já as tarefas do operador são: aguardar o recebimento de uma ordem de serviço, detectar se o pedido recebido indica necessidade de coleta ou de entrega de bicicletas na estação, escolher para qual ponto serão levadas as unidades em excesso (no caso de coleta) ou de onde elas serão removidas (no caso de entrega), ir até o ponto de coleta, retirar algumas unidades, ir até o ponto de entrega e devolver as bicicletas. Os dois métodos testados para esta operação foram baseados na verificação periódica da quantidade de bicicletas em cada estação. Entretanto, na primeira estratégia apenas as condições correntes são levadas em conta, enquanto no segundo caso os dados históricos também influenciam a tomada de decisão, por meio de estatísticas de comportamento dos usuários.

Os resultados obtidos por Brito et al. (2013) revelam que a decisão com base em dados históricos resulta em melhor desempenho do sistema em termos operacionais. Então, os autores executam análises de sensibilidade que buscam diminuir o percentual de tentativas de locações sem sucesso, alterando os níveis de ocupação máximo e mínimo que geram o pedido de realocação de unidades. Uma boa conclusão que se pode tirar deste estudo é que o sistema de reposicionamento de um SBC deve considerar dados históricos de utilização do sistema para a tomada de decisão.

Contardo et al. (2012), por sua vez, empregam um modelo multi-período com pedidos de coleta e entrega em cada estação, associado ao tempo de ocorrência da demanda. Pedidos não atendidos são considerados perdidos, sendo contabilizados como demanda insatisfeita. O objetivo do modelo é justamente minimizar a insatisfação de usuários. A otimização é feita com aplicação do método de decomposição denominado Dantzig-Wolf e Benders.

Similarmente, Kloimullner et al. (2014) tratam o problema da realocação de bicicletas minimizando a demanda insatisfeita, mas adicionam a minimização das distâncias percorridas por veículos de rebalanceamento e dos desvios com relação aos níveis desejáveis de ocupação das estações.

Para Forma, Raviv e Tzur (2015), um dos maiores desafios dos SBC é conseguir atender à demanda de bicicletas e de vagas para devolução dessas bicicletas em cada estação, o que afeta diretamente o nível de satisfação dos usuários com o serviço. Para isso, são utilizados caminhões que realizam determinadas rotas entre as estações de modo a reposicionar as bicicletas para atender à demanda da melhor forma possível. Forma, Raviv e Tzur (2015) sugerem que esse reposicionamento seja feito durante a noite, quando o uso do SBC é desprezível - caracterizando, desse modo, um sistema de reposicionamento estático das bicicletas. O citado trabalho usa uma heurística baseada em programação matemática e, visto a complexidade do problema, propõe um sistema baseado em três passos - a exemplo de Yang et al. (2009), que analisam o problema de uma rede de locação de carros a partir de três etapas.

O primeiro passo proposto por Forma, Raviv e Tzur (2015) é a clusterização (agrupamento) das estações de acordo com as considerações geográficas e de inventário (quantidade de bicicletas), realizada com uma heurística de economias. No segundo passo, os caminhões seguem rotas por meio dos clusters (grupos), ao mesmo tempo em que decisões de estoques são feitas individualmente para cada estação. Por fim, no terceiro passo, o problema de reposicionamento é refinado e resolvido com a restrição de que a rota percorrida pelos caminhões é permitida apenas entre clusters consecutivos (de acordo com as rotas determinadas no segundo passo),

ou entre estações do mesmo cluster. O segundo e o terceiro passo são formulados com Programação Linear Inteira Mista.

Finalmente, o trabalho de Brinkmann et al. (2015) também divide o problema de gestão de estoques de SBCs em três níveis. No nível estratégico é feita a determinação da capacidade e localização das estações; no tático, a ocupação ótima das estações a cada hora de operação é determinada, conforme análise das atividades dos usuários; e no operacional os níveis reais de ocupação das estações são ajustados para os valores indicados na análise tática, por meio da roteirização de veículos de capacidade limitada. A roteirização é feita para reduzir o desequilíbrio geral da rede, pois, segundo os autores, não é possível obter os níveis desejáveis em todos os pontos, devido às limitações temporais e de capacidade.

Para resolução do problema em tempos computacionais razoáveis, os autores empregam uma abordagem de decomposição espacial e temporal. A temporal é aplicada utilizando horizontes rolantes (*Rolling Horizons*), para os períodos definidos no nível tático. Então, para cada período, um subproblema é resolvido por meio de meta-heurística de Busca em Vizinhança Variável (*Variable Neighborhood Search - VNS*), correspondente à decomposição espacial. As rotas dos subconjuntos são avaliadas por uma heurística de roteirização, comparando os custos e benefícios de servir cada estação. Além disso, os autores incluem uma decisão dinâmica estocástica, baseados em Bellman (1957).

Por fim, a abordagem proposta é testada com dados reais do SBC de Viena, considerando 59 estações e dois veículos de serviço. Os autores concluem que a aplicação da VNS é eficiente para este problema. Entre os desdobramentos futuros da pesquisa sugeridos pelos próprios autores, destacam-se a necessidade de validação dos modelos e heurística para SBCs maiores e a obtenção dos intervalos de ocupações ótimos durante a própria execução do modelo, ou seja, de maneira integrada, ou híbrida, como proposta no presente trabalho.

Além dos autores já citados, Chemla, Meunier e Wolfler-Calvo (2011), Erdoğan, Laporte e Wolfler-Calvo (2014), Erdoğan, Battarra e Wolfler-Calvo (2015), Ho e Szeto (2014), Lin, Lin e Horng (2014) e Raidl et al. (2013) abordam problemas de

rebalanceamento estático. Por sua vez, Papazek et al. (2014), Rainer-Harbach et al. (2013), Raviv e Kolka (2012) e Schuijbroek, Hampshire e van Hoeve (2013) trabalham com problemas de rebalanceamento dinâmico. Di Gaspero, Rendl e Urli (2013b), por fim, lidam com ambos os casos.

Dessa forma, a Tabela 4 resume a escolha feita por autores citados neste trabalho em abordar o **rebalanceamento estático ou dinâmico** para SBCs.

Tabela 4 – Resumo de abordagem: rebalanceamento estático e dinâmico

Abordagem	Trabalhos verificados
Rebalanceamento Estático	Chemla, Meunier e Wolfler-Calvo (2011) Chemla, Meunier e Wolfler-Calvo (2012) Erdoğan, Laporte e Wolfler-Calvo (2014) Erdoğan, Battarra e Wolfler-Calvo (2015) Forma, Raviv e Tzur (2015) Ho e Szeto (2014) Lin, Lin e Horng (2014) Raidl et al. (2013) Raviv, Tzur e Forma (2013)
Rebalanceamento Dinâmico	Brinkmann, Ulmer e Mattfeld (2015b) Caggiani e Ottomanelli (2012) Caggiani e Ottomanelli (2013) Chemla et al. (2013) Contardo, Morency e Rousseau (2012) Dell'Amico et al. (2014) Kloimüller et al. (2014) Papazek et al. (2014) Rainer-Harbach et al. (2013) Raviv e Kolka (2012) Schuijbroek, Hampshire e van Hoeve (2013)
Rebalanceamento Estático e Dinâmico	Di Gaspero, Rendl e Urli (2013) Di Gaspero, Rendl e Urli (2013b)

2.6.3. Modelos dinâmicos de previsão da demanda

Diversos autores afirmam que a previsão de demanda é ponto chave para a operação de SBCs. Dessa forma, são apresentados nesta seção trabalhos que visam explicar e prever o comportamento da demanda de SBCs.

De acordo com Mitchell (1997) *Machine Learning* (aprendizado de máquina) designa um ramo evolutivo de algoritmos computacionais que são projetados para imitar a inteligência humana, aprendendo com o ambiente em que estão inseridos. Os algoritmos utilizam séries históricas para treino e aprendizado, e, posteriormente, podem ser aplicados para previsão.

O termo é na verdade uma variante do mais tradicional: *Statistical Learning* (aprendizado estatístico). Ambos se referem a uma vasta gama de ferramentas utilizadas na compreensão de grandes quantidades de dados. Tais ferramentas podem ser divididas em dois tipos: supervisionadas ou sem supervisão. De forma geral, as técnicas supervisionadas envolvem a construção de um modelo estatístico para prever ou estimar resultados com base em um ou mais dados de entrada. Problemas desta natureza ocorrem em campos diversos como: negócios, medicina, astrofísica, políticas públicas, entre outros. Por sua vez, nas técnicas sem supervisão, há entrada de dados, mas não há resultados supervisionados. Busca-se apenas o entendimento das relações entre os dados e suas estruturas (James et al., 2013).

Para Bishop (2006), tais técnicas se fazem necessárias, pois, nas últimas décadas, diversos empreendimentos vêm acumulando uma quantidade enorme de dados históricos (*Big Data*), descrevendo suas operações, produtos, clientes, entre outros, como é o caso dos SBCs de terceira geração. Ao mesmo tempo, a complexidade dos dados coletados também tem aumentado. Assim, ferramentas capazes de lidar com grandes volumes de dados são fundamentais para a exploração das informações históricas, a fim de se descobrir padrões gerais e auxiliar em processos de tomada de decisão (Mitchell, 1999).

Neste contexto, Datta (2014) analisa a forma como os algoritmos de *machine learning* podem ser utilizados para prever o tráfego nos SBCs. Em seu trabalho, as eficácias de três tipos de modelos de previsão são verificadas: árvores de decisão, árvores de

decisão aumentadas (com *boost*) e *random forests* (florestas aleatórias). O efeito de fatores como clima, localização geográfica, hora do dia, dia da semana, entre outros, também foram investigados. O autor demonstra a viabilidade da utilização de algoritmos de *machine learning* para a previsão de utilização de um SBC. Além disso, sugere para trabalhos futuros que seus algoritmos testados sejam utilizados para melhorar a operação destes sistemas, acompanhando políticas de realocação.

Por sua vez, Yin et al. (2014) aplicam modelos de regressão linear e de *machine learning* para identificar padrões de utilização do SBC de Washington DC. Os algoritmos utilizados são: máquina de vetores de suporte (SVM, do inglês *support vector machine*), *random forest* e *gradient boosted tree* (gradiente de árvore aumentado). As aplicações visam estimar a utilização do sistema hora a hora. Os autores observam que a regressão linear apresenta o pior resultado dentre os métodos explorados, com erro quadrático logarítmico (*root-mean-squared logarithm error* – RMSLE) igual a 0,81, enquanto os métodos de *machine learning* apresentam erro oscilando de 0,30 a 0,33. O estudo conta com quase 20 mil registros horários de contagem de bicicletas, incluindo as respectivas datas, estação, dia útil ou não útil, temperatura e outras informações climáticas. O trabalho, assim como anterior, mostra a eficácia de modelos estatísticos para a previsão de demanda neste tipo de sistema.

De maneira semelhante, Patil et al. (2015) aplicam ao SBC de Mumbai um modelo baseado no algoritmo *random forest* para prever a demanda por bicicletas em determinadas estações. Os autores concluem que a técnica utilizada é uma grande aliada e pode contribuir para melhorar os níveis de serviço do sistema. Por sua vez, Conway (2014) também utiliza *random forest* para obter a previsão de preferência entre as estações do Capital BikeShare, de Washington DC (EUA), relacionando esta variável com a acessibilidade das estações.

Estes exemplos demonstram a exequibilidade de modelos estatísticos, baseados em algoritmos de *machine learning* para aumentar a previsibilidade de SBCs. Os modelos publicados baseiam-se nas situações das estações, ao longo do tempo, de forma discretizada. Vale destacar que os estudos aplicados encontrados na literatura são recentes, sugerindo que este é um campo com potencial a ser explorado.

2.6.4. Sobre Simulação-Otimização

Com relação à utilização de simulação e otimização, Wang e Shi (2013) oferecem uma introdução e revisão sobre a teoria e algumas técnicas de otimização de simulação. Os problemas de otimização de simulação são classificados pelos autores de acordo com a estrutura das variáveis de decisão (isto é, se são discretas ou contínuas), e algumas importantes técnicas para resolvê-los são discutidas. O trabalho enuncia a existência de muitas técnicas e algoritmos propostos na literatura, mas com pouca formalidade na classificação e comparações entre eles. Seria de suma importância, portanto, que fossem construídos problemas de referência e testes padrão que classificassem e avaliassem o desempenho dessas diferentes técnicas – auxiliando, assim, pesquisadores a compararem diferentes algoritmos ou métodos.

Além disso, Wang e Shi (2013) afirmam que existe uma lacuna entre teoria acadêmica e aplicações comerciais ao tratar-se de otimização de simulação. É importante frisar, portanto, o potencial de crescimento de aplicação dessa técnica, como sugere o presente trabalho.

Outro ponto abordado é a necessidade de melhoria da eficiência de softwares e sistemas de otimização de simulação, devido à complexidade dos problemas analisados – que, frequentemente, é alta. Por conta disso, é comum a utilização de modelos híbridos, que possam atingir problemas de maior escala.

Klemmt et al. (2009) apresentam uma abordagem híbrida para a otimização de problemas de planejamento (*scheduling*), que mistura métodos de simulação e Programação Inteira Mista (PIM). Segundo os autores, com essa abordagem, facilita-se a solução de problemas de planejamento reais (ou seja, de larga escala e alta complexidade). O método consiste em, primeiramente, encontrar os gargalos específicos do problema - que, então, são otimizados por meio de PIM. Nem todos os problemas de planejamento, no entanto, conseguem ser solucionados pela abordagem proposta, devido a características específicas que poderiam tornar o processo de solução inviável (como, por exemplo, a dificuldade em obter condições do problema em tempo real). Vale ressaltar, dessa forma, o potencial de utilização de

simulação-otimização proposta no presente trabalho, que pode fomentar uma aplicação contando com informações de SBC em tempo real.

Já Bierlaire (2015), elabora uma revisão que discute questões referentes ao uso de simulação na análise de transportes, identificando potenciais armadilhas e discutindo sobre elas. Normalmente, o pesquisador tem apenas acesso parcial a informações exatas - e deve, portanto, lidar com um grande grau de incerteza em seus cálculos. Desse modo, mostram-se necessárias avançadas metodologias de apoio à decisão. Essas metodologias podem contar com modelos matemáticos detalhados, utilizados para descrever a realidade da melhor forma possível.

Segundo Bierlaire (2015), há duas principais armadilhas em relação ao uso de simulações: A primeira é a escolha indevida do método de simulação a ser utilizado; e a segunda é a dificuldade de inserir uma ferramenta de simulação complexa dentro de uma estrutura de otimização. Assim, a taxonomia proposta por Figueira e Lobo (2014), detalhada a seguir, é de grande ajuda para diminuir essas dificuldades - visto que, ao utilizar uma classificação formal, a escolha do método adequado de simulação-otimização é deveras facilitada.

De acordo com Figueira e Lobo (2014), existem diversas maneiras de se combinar simulação e otimização - e a escolha do modo mais apropriado depende intrinsecamente das características do problema abordado. Visto que as classificações e taxonomias já presentes na literatura mostravam-se insuficientes para cobrir o amplo espectro de métodos existentes, o trabalho citado propõe uma nova taxonomia, que visa a auxiliar pesquisadores a melhor classificar as diversas abordagens de simulação-otimização (S-O) atuais.

Figueira e Lobo (2014), portanto, apresentam uma classificação que compreende quatro dimensões-chave: Propósito da Simulação, Estrutura Hierárquica, Método de Busca e Esquema de Busca. As duas primeiras referem-se à interação entre simulação e otimização; as duas últimas relacionam-se ao design do algoritmo de busca. Ao considerar essas quatro dimensões, é possível cobrir todos os métodos de S-O atuais e diferenciar praticamente todos eles em pelo menos uma dimensão.

As categorias referentes a Propósito da Simulação são:

- Função de Avaliação (FA): iterações que usam simulação para avaliar soluções e, assim, orientar a pesquisa, validando seus movimentos;
- Construção de Modelo Substituto (CMS): a simulação é aplicada para a construção de um modelo de substituição, usado para orientar a busca de soluções;
- Aprimoramento do Modelo Analítico (AMA): a simulação é usada para aprimorar determinado modelo analítico - seja refinando seus parâmetros ou estendendo esse modelo (para outros cenários, por exemplo);
- Geração de Soluções (GS): um modelo de simulação gera a solução, utilizando otimização para alguns cálculos.

Observa-se, da primeira classificação para a última, uma tendência de maior autonomia da otimização em relação à simulação.

Para a Estrutura Hierárquica, existem mais quatro categorias:

- Otimização com Iterações Baseadas em Simulação (OIBS): em todas as (ou em parte das) iterações de um processo de otimização, uma ou mais simulações completas são executadas;
- Simulação-Otimização Alternadas (SOA): o módulo de simulação e o módulo de otimização são executados alternadamente - e, em cada iteração, ambos são completamente executados ou ambos são executados de modo incompleto;
- Otimização-Simulação Sequencial (OSS): ambos os módulos são executados em sequência (seja a otimização em seguida da simulação ou o inverso);
- Simulação com Iterações Baseadas em Otimização (SIBO): em todas as (ou em parte das) iterações de um processo de simulação, um procedimento completo de otimização é executado.

Da primeira classificação para a última, há uma tendência de diminuição do número total de simulações em comparação com o número de processos de otimização iterados.

As duas dimensões citadas referem-se à interação entre simulação e otimização. Figueira e Lobo (2014) cruzam esses dados de modo a classificar cada método de S-O, conforme apresenta a Figura 2.

No caso dos modelos classificados como GS-SIBO, sempre que a simulação encontra a necessidade de tomar determinada decisão específica, ela é suspendida temporariamente para que o módulo de otimização resolva o problema apresentado. Esse módulo de otimização, por sua vez, é baseado em um modelo analítico e não precisa de retroalimentação da simulação - ou seja, o módulo de otimização analisa e responde, da melhor forma possível, decisões que eventualmente precisem ser tomadas dentro de uma simulação. Figueira e Lobo (2014) citam como exemplo o trabalho de Subramanian, Pekny e Reklaitis (2000) - que, como o presente trabalho, também apresentam rotinas de otimização acionadas após eventos específicos da simulação.

			Propósito da Simulação			
			Avaliação da Solução (AS)		Aprimoramento do Modelo Analítico (AMA)	Geração de Soluções (GS)
			Função de Avaliação (FA)	Construção de Modelo Substituto (CMS)		
Estrutura Hierárquica	Otimização com Iterações Baseadas em Simulação (OIBS)		MSE, MH, PA, AE, OCdA, MSG	MBM		Não aplicável
	Simulação-Otimização Alternadas (SOA)		TSR, ORSR	MBML, MSG, EGS, PDA	PEED, AROS	
	Simulação-Otimização Sequencial (SOS)		Não aplicável	MBMG	ABEF	CSS
	Simulação com Iterações Baseadas em Otimização (SIBO)				RISBO	SBOI

Figura 2 – Classificação de interação entre simulação e otimização. Adaptado de Figueira e Lobo (2014).

A Figura 2 apresenta uma esquematização de classificação de acordo com as dimensões relativas às interações entre simulação e otimização, com destaque para a abordagem utilizada no presente trabalho (SBOI – Simulação Baseada em Otimização Iterativa). A nomenclatura dos itens específicos de cada seção é apresentada na Tabela 5, em ordem de aparição, e a descrição de cada método pode ser encontrada em Figueira e Lobo (2014):

Tabela 5 – Nomenclatura dos tipos de S-O definidos por Figueira e Lobo (2014)

Sigla	Significado
MSE	Métodos de Seleção Estatística
MH	Metaheurística
BA	Busca Aleatória
AE	Aproximação Estocástica
OCdA	Otimização de Caminho de Amostra
MSG	Métodos de Superfície de Gradiente
TSR	Técnica de Simulação Reversa
ORSR	Otimização de Resposta de Simulação Retrospectiva
MBM	Metaheurísticas Baseadas em Memória
MBML	Métodos Baseados em Metamodelo Local
EGS	Estrutura de Gerenciamento Substituto
PDA	Programação Dinâmica Aproximada
MBMG	Métodos Baseados em Metamodelo Global
PEED	Programação Estocástica Equivalente Determinística
AROS	Abordagem Recursiva de Otimização-Simulação
ABEF	Abordagem Baseada em Estimativa de Função
RISBO	Refinamento Iterativo de Simulação Baseado em Otimização
CSS	Conclusão da Solução por Simulação
SBOI	Simulação Baseada em Otimização Iterativa

Vale ressaltar que o número de categorias em ambas as dimensões ainda poderia ser maior, caso houvesse a necessidade de uma maior diferenciação entre métodos bastante parecidos. Outro ponto importante é a classificação de métodos híbridos: visto que podem contemplar diferentes tipos de interação entre simulação e otimização, esses métodos podem ser classificados em mais de uma categoria.

As categorias existentes para Método de Busca, por sua vez, são:

- Exatos (E): métodos que alcançam e comprovam o ponto ótimo global;
- Heurística (H): métodos heurísticos (ou seja, que não podem garantir uma solução ótima);

- Heurísticas Contínuas (HC): métodos heurísticos que abordam variáveis contínuas;
- Heurística Discreta (HD): métodos heurísticos que abordam variáveis discretas.

Por fim, há mais quatro categorias para Esquema de Busca, que se referem à sequência de soluções e realizações consideradas para cálculo:

- Uma iteração para cada solução (1R1S): avanço simultâneo da solução e dos espaços de probabilidade (ou seja, alterar a iteração toda vez que uma nova solução for gerada);
- Diferentes iterações para cada solução (DR1S): são sucessivamente consideradas múltiplas iterações para cada solução gerada;
- Iterações comuns para cada solução (RC1S): são sucessivamente consideradas múltiplas iterações para cada solução gerada (mas as iterações são iguais para todas as soluções);
- Uma iteração para soluções múltiplas (1RSM): aplicação da mesma iteração em múltiplas soluções (considerando que a iteração pode mudar após uma série de soluções).

Ambas as dimensões acima referem-se ao design do algoritmo de busca. Novamente, Figueira e Lobo (2014) cruzam esses dados de modo a classificar cada método de S-O. O método deste trabalho (SBOI), portanto, classifica-se como E-1R1S em relação ao design do algoritmo de busca.

A taxonomia proposta pode ser usada para categorizar métodos conhecidos da literatura - incluindo a classificação de métodos híbridos -, assim como qualquer outro método de S-O que possa surgir. A classificação completa conecta as quatro dimensões citadas acima, resultando em [Propósito da Simulação]-[Estrutura Hierárquica]/[Método de Busca]-[Esquema de Pesquisa]. Caso seja um método híbrido (ou seja, que se encaixa em mais de uma classificação dentro de uma ou mais dimensões), a classificação completa dá-se, por exemplo, por <[Propósito da

Simulação a]-[Estrutura Hierárquica a], [Propósito da Simulação b]-[Estrutura Hierárquica b]>/[Método de Pesquisa]-[Esquema de Pesquisa].

Como resultado, a classificação completa do método SBOI, objeto deste trabalho, é GS-SIBO/E-1R1S. Em resumo:

- **Propósito da Simulação:** Geração de Soluções (GS);
- **Estrutura Hierárquica:** Simulação com Iterações Baseadas em Otimização (SIBO);
- **Método de Busca:** Exato (E);
- **Esquema de Busca:** Uma realização para cada solução (1R1S).

Em suma, as classificações usadas anteriormente na literatura baseavam-se em um critério único. A nova taxonomia proposta por Figueira e Lobo (2014) relaciona diferentes dimensões e características, em uma tentativa de contemplar os diferentes métodos S-O (incluindo a possibilidade de classificação de métodos híbridos). Além disso, busca facilitar a exploração de abordagens inusitadas e o cruzamento de ideias – propiciando, inclusive, a comparação de diferentes métodos e algoritmos. Deste modo, Figueira e Lobo (2014) buscam contribuir para a melhora da comunicação dentro da comunidade científica.

Como aplicação recente de S-O, Brito (2016) constrói um modelo de Simulação Baseada em Agentes (SBA) para lidar com a gerenciamento do pátio de um terminal de contêineres. O autor defende que visto que esse e outros sistemas logísticos apresentam, cada vez mais, alta complexidade interativa entre seus elementos, é necessário que existam ferramentas capazes de analisar esses sistemas e auxiliar os tomadores de decisão. Para isso, Brito (2016) desenvolve um modelo de SBA que utiliza otimização para calcular o menor caminho percorrido por um caminhão dentro de um terminal de contêineres, utilizando o algoritmo de Dijkstra.

A SBA, apesar de ainda pouco aplicada no campo logístico, prova sua utilidade ao ser capaz de tratar problemas complexos por meio da construção de análises de sistemas cujo comportamento depende das interações entre seus elementos (agentes). O

trabalho de Brito (2016) é classificado como um sistema de Simulação com Iterações Baseadas em Otimização (SIBO), com método de busca Exato (E), cujo propósito da simulação é Geração de Soluções (GS) - método classificado, portanto, como uma abordagem de Simulação Baseada em Otimização Iterativa (SBOI).

Já Mota (2016) propõe um modelo híbrido de S-O que busca encontrar a melhor programação de navios no canal de acesso ao porto de Santos. O método utiliza simulação para testar os resultados encontrados pelas rotinas de otimização, de modo a contemplar todas as etapas de um procedimento de carregamento/descarregamento de um navio em um terminal portuário (incluindo as aleatoriedades de cada uma dessas etapas, disponibilidade de ativos e regras de movimentação dentro do canal). Ao classificar o trabalho de Mota (2016) de acordo com a taxonomia de Figueira e Lobo (2014), obtém-se um método de busca heurístico cujo propósito da simulação é Função de Avaliação (FA) da solução obtida pela otimização e cuja estrutura hierárquica é de Otimização-Simulação Sequenciadas (OSS), visto que a simulação testa os resultados obtidos pela otimização, em um contexto mais abrangente.

Ono (2007) também faz um modelo que integra processos de simulação e otimização - e, no caso, estuda o planejamento logístico da cadeia de suprimentos do petróleo e seus subsistemas, que abrangem desde a produção das plataformas até o envio de petróleo para refinarias. Ono (2007) sugere o uso de níveis hierárquicos distintos para conciliar decisões: a simulação é utilizada, em nível estratégico, para dimensionar a frota de navios de suprimentos; e a otimização é usada em nível tático-operacional para fazer o roteamento do atendimento desses navios às plataformas de petróleo. O modelo de otimização, logo, aprimora os resultados obtidos pela simulação. Assim, de acordo com a taxonomia de Figueira e Lobo (2014), pode-se classificar a ferramenta de Ono (2007) como uma Otimização-Simulação Sequencial (OSS), na qual a simulação tem a função de Geração de Solução (GS).

No que diz respeito à aplicação em SBCs, Caggiani e Ottomanelli (2012), desenvolvem um modelo de suporte à decisão que tem como objetivo minimizar o custo da redistribuição de bicicletas para operadores de SBC. O trabalho também assume que o nível de satisfação dos usuários relaciona-se com a probabilidade de encontrar uma bicicleta na estação ou um espaço livre para devolvê-la.

O modelo simula um SBC, considera a variação da demanda por bicicletas e espaços para devolução e trabalha com intervalos de tempo variáveis. Desse modo, os autores determinam as rotas que os caminhões devem fazer entre as estações para melhorar os fluxos de realocação de bicicletas - juntamente com os padrões de distribuição e os intervalos de tempo necessários entre as operações de reposicionamento.

Caggiani e Ottomanelli (2012) abordam a otimização do sistema por meio de programação inteira não-linear - que retorna o melhor caminho a ser feito pelo caminhão e quantas bicicletas devem ser deslocadas para quais estações. A rotina de otimização é chamada toda vez que a estação atinge um determinado intervalo de tempo sem que haja movimentação nela. Desse modo, o modelo adotado é classificado como uma Simulação com Iterações Baseadas em Otimização (SIBO).

Em Caggiani e Ottomanelli (2013), os mesmos autores continuam o projeto de minimizar o custo da redistribuição de bicicletas para operadores de SBC por meio de redes neurais artificiais - mas, agora, trabalhando com uma variação dinâmica da demanda (tanto de bicicletas quanto de espaços para a devolução delas). O modelo de micro-simulação passa a realizar um processo de previsão para cada estação a cada intervalo de tempo.

Diferentemente do trabalho anterior, Caggiani e Ottomanelli (2013) agora rodam cada rotina de otimização após um intervalo de tempo fixo (mas, personalizado para cada estação). Esse intervalo é definido com base em séries históricas coletadas pelo monitoramento de uso do sistema. O método, no entanto, ainda se classifica do mesmo modo que o sistema proposto por Caggiani e Ottomanelli (2012): é uma Simulação com Iterações Baseadas em Otimização (SIBO).

Após extensa análise e revisão de estudos publicados, foram identificados apenas os trabalhos de Caggiani e Ottomanelli (2012 e 2013) com utilização de S-O para abordar o problema de rebalanceamento de SBCs. Ainda assim, esses estudos possuem abordagem distinta da que é proposta pelo presente trabalho.

Vale ressaltar que uma dificuldade existente na elaboração de modelos que integrem as metodologias de simulação e otimização é a necessidade de um ambiente

compartilhado de modelagem, que comporte as ferramentas de ambas as técnicas ou a realização de integração dos programas utilizados para desenvolver cada técnica em separado.

Além disso, dentre as técnicas de simulação existentes e utilizadas para a abordagem de problemas logísticos complexos, destacam-se a Simulação de Eventos Discretos (SED) e a Simulação Baseada em Agentes (SBA). A primeira é mais antiga, difundida e amplamente utilizada para aplicações em sistemas logísticos. A SBA, por sua vez, apresenta características que podem exigir maior esforço no desenvolvimento de determinados modelos, porém, certas experimentações podem ser realizadas mais facilmente.

A simulação de eventos discretos, como o próprio nome diz, caracteriza-se pela existência de eventos. Eventos são acontecimentos que se dão em certos instantes do tempo da simulação e que alteram o estado do sistema. Os instantes em que ocorrem esses eventos podem ser registrados e possibilitam diversas análises posteriores do sistema em estudo. Para aprofundamento em SED, sugere-se os trabalhos de Kelton, Sadowski e Sadowski (1998) e Chwif e Medina (2007).

A SBA, por sua vez, introduz o conceito de agente, análogo à figura de “entidade” da SED, mas, com maiores possibilidades de interação entre si. Outra diferença relevante diz respeito à hierarquia da modelagem, que no caso de agentes, geralmente, é orientada do baixo para o alto nível (do inglês *Bottom-Up*). Sugere-se a leitura dos trabalhos de Siebers et al. (2010) e Brito (2016) para maior compreensão da técnica de SBA, suas aplicações e diferenças principais com relação à SED, conforme resumido na Tabela 6.

Tabela 6 – Principais diferenças entre SED e SBA. Siebers (2010) apud Brito (2016).

SED	SBA
Orientação ao processo - Foco na modelagem do sistema, não nas entidades	Orientação ao objeto - Foco na modelagem das entidades (agentes) e interação entre eles
Abordagem <i>Top-Down</i> . O comportamento macro é modelado	Abordagem <i>Bottom-Up</i> . O comportamento micro é modelado
Decisão centralizada (calendário de eventos)	Decisões descentralizadas (cada agente tem suas decisões)
Entidades passivas	Entidades ativas - elas podem tomar iniciativas
Filas como elementos chave	Conceito indireto de filas
Entidades fluem pelo sistema	Não há conceito de fluxo de entidades

2.7. Mobilidade: Cenário atual do Brasil e de São Paulo

O Governo Federal, por meio do Ministério das Cidades, lançou em 2012 a Política Nacional de Mobilidade Urbana, por meio da lei 12.587/2012. O artigo 23 do capítulo V, “Das diretrizes para o planejamento e gestão dos sistemas de mobilidade urbana”, define como instrumento de política pública a dedicação de espaço exclusivo nas vias de circulação para transporte público coletivo e modalidades não motorizadas (Brasil, 2012). A Lei da Mobilidade, como é conhecida, defende o desestímulo do uso do automóvel particular e exige que municípios com mais de 20 mil habitantes elaborem seu próprio Plano de Mobilidade Urbana, que, por sua vez, deve estar inserido ou integrado ao plano diretor da cidade (Brasil, 2013).

Nesse contexto, a cidade de São Paulo vem tomando medidas para se adequar às novas tendências urbanistas mundiais. Do próprio plano de metas da gestão municipal até 2016, destacam-se:

- Meta 97: implantar 400 km de vias adaptadas à circulação de bicicletas até 2016, incluindo ciclovias (pista separada fisicamente do restante da via, para uso exclusivo de bicicletas), ciclofaixas (faixa de rolamento exclusiva para ciclistas, adjunta às demais faixas da via) e ciclorrotas (vias onde a velocidade de veículos é limitada e existe sinalização para que bicicletas e automóveis circulem harmonicamente) (São Paulo (município), 2015d)
- Metas 93 e 96: implantar 150 km de corredores de ônibus (faixa reservada à direita da via, para uso exclusivo de ônibus em horários específicos ou não) e 150 km de faixas exclusivas (via segregada à esquerda das faixas dos carros, dedicadas ao tráfego de ônibus em tempo integral). Nota: a meta 96 foi superada, com 386 km de faixas implantadas até maio de 2015 (São Paulo (município), 2015d)

Paralelamente, o Plano Diretor Estratégico (PDE) para a capital paulista em 2016 procura influenciar no uso do solo, principalmente em torno dos eixos de estruturação da transformação urbana (São Paulo (município), 2013; 2015a). Esses eixos “são definidos pelas quadras inseridas na faixa de 150 metros de cada lado dos corredores de ônibus, bem como no raio de 400 metros ao longo das estações de metrô e trem” (São Paulo (município), 2015a), como ilustrado na Figura 3.

Ainda de acordo com o projeto, nestas áreas a mobilidade e o desenvolvimento urbano devem estar articulados, propiciando o melhor aproveitamento da cidade por parte dos cidadãos. Neste sentido, diversas mudanças de uso do solo são previstas, como: a limitação no número de vagas para automóveis nos edifícios comerciais e residenciais, concomitantemente à instalação de calçadas maiores (São Paulo (município), 2015a), o que favorece a instalação de estações de SBCs.

Figura 3 – Delimitação das áreas de influência do transporte público para definição dos eixos de transformação urbana do Plano Diretor Estratégico de São Paulo (São Paulo (município), 2015a)

Em obediência à Lei 12.587/2012, o Plano de Mobilidade Urbana de São Paulo foi conduzido por um grupo multidisciplinar, com integrantes de diversas secretarias municipais e da Companhia de Engenharia de Tráfego (CET), além da participação social via discussões presenciais e um questionário digital (São Paulo (município), 2015c). Os textos-base disponíveis inserem a bicicleta na discussão, estabelecendo o Sistema Cicloviário como parte integrante da infraestrutura para mobilidade urbana e, ainda, definindo os SBCs como elementos de tal sistema (São Paulo (município), 2015b).

Outro elemento importante ligado à mobilidade e compartilhamento de recursos, ainda em conformidade com a Lei 12.587/2012, é o Projeto de Lei: PL 421/2015. De forma simplificada, o projeto visa o estímulo ao compartilhamento de automóveis ao dispor sobre sua regulamentação. Incentiva a modalidade seja por meio de carona, empréstimo ou locação, mesmo que de pessoa física, e sugere, inclusive, a utilização

de faixas de rolamento exclusivas para veículos com 3 ou mais ocupantes (São Paulo (município), 2015e).

Levando-se em conta estes fatos, percebe-se que está em curso uma mudança de paradigmas do transporte nacional (com fortes evidências em São Paulo – SP), demonstrando a pertinência do assunto tratado no presente trabalho. Apesar de os Sistemas de Bicicletas Compartilhadas serem aplicáveis a muitos municípios, esta motivação foca-se principalmente na cidade de São Paulo, por ser a mais ativa economicamente (em PIB absoluto), a mais populosa do Brasil e estar em segundo lugar em densidade demográfica - atrás de Fortaleza (CE) (IBGE, 2014a). Não obstante, este raciocínio motivador soa relevante neste momento de procura por novas soluções à questão da mobilidade urbana nacional e pode ser análogo em diversas localidades.

2.8. Caracterização da utilização no Brasil: Bike Sampa

O estudo detalhado de um sistema real de bicicletas compartilhadas se mostra importante, principalmente, para a obtenção de uma compreensão mais adequada do problema e pela possibilidade de identificação de padrões de demanda nos dados de um sistema já em operação.

Antes de definir o objeto de estudo neste caso, o autor deste trabalho buscou entrar em contato com diversas empresas, operadoras ou patrocinadoras de SBCs, e conseguiu estabelecer diálogo com o departamento de Relações Governamentais e Institucionais do Itaú Unibanco, patrocinador do Bike Sampa, dentre diversos outros SBCs. O processo entre a primeira tentativa de contato e o recebimento das informações necessárias levou tempo, mas foi bem-sucedido. Foram disponibilizadas, por fim, diversas planilhas eletrônicas para realização do presente estudo, referentes ao uso de vários sistemas, citados na Tabela 7.

Tabela 7 – Relação de cidades cujos dados foram disponibilizados para o autor

Cidade	Início dos dados disponibilizados	Final dos dados disponibilizados
Salvador	01/01/2014	08/12/2014
Belo Horizonte	01/01/2014	08/12/2014
Brasília	30/05/2014	08/12/2014
Recife	06/01/2014	08/12/2014
Porto Alegre	26/01/2014	04/09/2014
São Paulo	25/05/2012	13/06/2014
Rio de Janeiro	01/01/2014	06/12/2014

À exceção de São Paulo, as informações contidas em cada planilha são:

- duração das viagens (segundos);
- horário e data da retirada;
- horário e data da devolução;
- nome da estação de retirada;
- número (ID) da estação de retirada;
- latitude e longitude da estação de retirada;
- nome da estação de devolução;
- número (ID) da estação de devolução;
- latitude e longitude da estação de devolução;
- número (ID) da bicicleta;
- tipo de assinatura do usuário (diária ou mensal);
- gênero do usuário;
- data de nascimento do usuário;

No caso de São Paulo, os dados disponibilizados não incluem a duração das viagens, o número da bicicleta e o tipo de assinatura do usuário. Em contrapartida, o endereço de cadastro de cada usuário é um dado exclusivo a São Paulo.

Em todos os casos, as informações registradas pelo sistema não incluem a quantidade de bicicletas em cada estação, em nenhuma circunstância. Ou seja, a partir dos dados

apresentados, que indicam a ocorrência de cada evento de retirada ou devolução de bicicletas nas estações, é possível calcular a taxa de variação do estoque (bicicletas estacionadas) de cada ponto durante a operação diária. Porém, sem o conhecimento do valor do estoque em algum momento do dia, é impossível determinar com exatidão o número de bicicletas em cada estação em determinado horário, pois as realocações realizadas tampouco são registradas.

A fim de solucionar a questão, o autor também estabeleceu contato com o pesquisador inglês que monitora diversas redes ao redor do mundo, Oliver O'Brien (UCL – University College London), solicitando o compartilhamento dos dados históricos do sistema paulistano, dessa vez sem sucesso.

Dessa forma, com o intuito de tentar contornar este empecilho, foi desenvolvido um mecanismo de coleta de dados que automaticamente visita o site de gerenciamento do sistema do Bike Sampa e armazena o estado de cada estação (quantidade de bicicletas paradas), em intervalos de tempo constantes. Para esse fim foi desenvolvido um programa computacional cuja implementação está apresentada nesta tese no APÊNDICE A – Coleta de dados via rastreador. Uma parte dos dados coletados dessa forma é apresentada no Capítulo 3 deste trabalho.

Além disso, no presente trabalho, apenas a base de dados de São Paulo é utilizada. Os dados são tratados para a extração de informações como a duração das viagens e outras de interesse. Realizou-se, para tal, uma limpeza dos dados: optou-se por remover da base de dados as viagens com menos de 5 minutos e mais de 24 horas de duração - as viagens muito curtas tendem a ser circulares (retirada e devolução na mesma estação), indicando um possível problema com a bicicleta, enquanto as muito longas não permitem conclusões confiáveis sobre a origem e o destino, sendo resultado provável de alguma falha no registro de informação ou algum ato de mau uso do sistema.

Finalmente, são geradas diversas análises, com intuito de caracterizar o uso do sistema e definir o perfil de seus usuários. Outra frente de coleta de dados é a própria internet, com levantamento das informações necessárias à construção dos mapas apresentados no capítulo subsequente desta tese.

Como discutido anteriormente, SBCs têm como uma de suas principais características a possibilidade de geração de grandes bancos de dados de viagens, com muitas informações sobre o uso do sistema. Análises bem fundamentadas desses dados podem revelar fenômenos urbanos, alguns óbvios e outros nem tanto, mas sempre ligados à dinâmica das cidades e dos cidadãos em que o sistema está inserido.

Seguindo esta linha de raciocínio, Côme (2014) e Randriamanamihaga et al. (2014) apresentam métodos estatísticos para analisar automaticamente os dados de viagem do Vélib', SBC parisiense. O modelo criado classifica e agrupa (clusteriza) as estações de acordo com seus perfis de utilização. Para tal, são contabilizadas as retiradas e devoluções das bicicletas em cada estação, ao longo do dia, de hora em hora. Tais dados são tratados com emprego de técnicas estatísticas baseadas nas “Misturas de Poisson” e, para lidar com as diferenças entre o uso absoluto das diferentes estações, é introduzido um fator de escala em cada ponto. As diferenças de uso entre dias úteis e fins de semana também são levadas em conta.

O aspecto mais relevante dos modelos é que eles identificam os fatores que moldam os perfis de viagens. Por exemplo, os resultados podem sugerir relações entre o tipo da vizinhança da estação (suas características demográficas, infraestrutura de transporte, etc.) e os padrões de mobilidade gerados. Dessa forma, o método proposto evidencia os fatores que induzem padrões específicos de comportamento dos SBCs. Estes potenciais são demonstrados pelos autores por meio de uma análise dos resultados obtidos em sua aplicação ao Vélib'.

Com base nos estudos conduzidos por aqueles autores, no seguinte capítulo deste trabalho são apresentados diversos gráficos para analisar de forma simples e direta as estatísticas descritivas de utilização de um mês do sistema paulistano. Posteriormente, foram construídos mapas que evidenciam as principais percepções sobre a utilização das estações do Bike Sampa, de acordo com os padrões de retiradas e devoluções de bicicletas ao longo do dia. Em tais análises são considerados fatores geográficos entre estações (distâncias, altitudes, fator de inclinação, etc.), temporais (comportamento ao longo do dia, dias úteis e fins de semana) e socioeconômicos (índices de habitação e empregos).

Por fim, outro ponto relevante refere-se às relações com fatores climáticos. Para obtenção dos dados históricos, de forma gratuita, utilizou-se o *site Weather Underground* (www.wunderground.com). Os dados foram coletados para a cidade de São Paulo, nos meses de fevereiro de 2014 e julho de 2015. Tais históricos incluem, hora a hora:

- horário;
- temperatura;
- ponto de orvalho;
- humidade;
- pressão atmosférica;
- visibilidade (km);
- direção do vento;
- velocidade do vento (km/h);
- velocidade de rajada (km/h);
- nível de precipitação (mm);
- eventos;
- condições gerais;
- data.

2.9. Conclusões desta revisão

A revisão da literatura apresentada até este ponto do texto evidencia o potencial dos SBCs no mundo e no Brasil. Para tal, foi realizado o levantamento do histórico de evolução desse tipo de sistemas, bem como uma descrição de alguns deles em funcionamento e de fatores de legislação vigentes no Brasil e em São Paulo.

Verificou-se, também, que o planejamento e a gestão deste tipo de sistema não são tarefas simples. Nesse sentido, alguns trabalhos foram publicados recentemente vislumbrando a melhoria do desempenho operacional de SBCs.

Averiguou-se que a utilização de métodos matematicamente embasados para a realização de rebalanceamentos é capaz de prover um nível de serviço

significativamente melhor do que tomadas de decisões baseadas em modelos mentais e experiência própria (modo que não envolve as considerações matemáticas e probabilísticas de maneira adequada). Em outras palavras, acredita-se que, com a construção e utilização de métodos robustos e com embasamento matemático, o operador de SBC poderá melhorar o desempenho do sistema em termos de satisfação do usuário e, conseqüentemente, sua abrangência.

Foram levantadas algumas técnicas que podem ser utilizadas para auxiliar nesses rebalanceamentos, porém, existem apenas dois trabalhos publicados, dos mesmos autores – Caggiani e Ottomanelli (2012 e 2013) – que combinam técnicas de simulação e otimização.

Outro ponto relevante diz respeito à falta de publicações nacionais sobre o tema. Além da escassez de estudos brasileiros relacionados a processos de rebalanceamento de SBCs, não se observam estudos que caracterizem a utilização de um sistema brasileiro em operação, mesmo que por meio de estatística descritiva.

Dessa forma, o próximo capítulo apresenta a caracterização de uso de um SBC brasileiro contando com uma importante e inédita análise de estatística descritiva do mesmo.

A Tabela 8 apresenta um resumo das contribuições obtidas com a pesquisa, caracterização e revisão bibliográficas de SBCs.

Tabela 8 – Resumo da revisão bibliográfica

Tópico	Resumo e contribuições
SBCs no desenvolvimento social e ambiental	É definido o SBC como um ator social, visto que é um meio de integração social (pois sua utilização depende do compartilhamento de recursos) e promoção de igualdade (já que todos os usuários utilizam as mesmas bicicletas, independentemente de qualquer fator pessoal ou social).
Histórico de SBCs	É traçado o histórico dos SBCs, tendo como base principalmente as referências de DeMaio (2003; 2009), Gifford e Campus (2004) e Pucher et al. (2010).

Tópico	Resumo e contribuições
Presença de SBCs no Brasil	Apresenta o surgimento dos SBCs no Brasil, entre 2008 e 2009, e seu posterior fortalecimento, entre 2012 e 2014. Atualmente, os sistemas brasileiros apresentam grande potencial de crescimento e aspecto tecnológico alinhado às últimas tendências internacionais.
Sistemas em funcionamento no mundo	Mostra, a partir da análise de diversos sistemas implementados no mundo, a utilização de sistemas existentes, o perfil dos usuários, os objetivos das viagens e os indicadores de desempenho já existentes relacionados a SBCs.
Planejamento e gestão de SBCs	Define dificuldades inerentes às fases de planejamento e operação de SBCs e apresenta possíveis ações, encontradas na literatura, para mitigar esses problemas.
Medidas para balanceamento da rede	Foram levantados aspectos práticos e teóricos para o rebalanceamento de SBCs, que visam a diminuir a inconveniência causada aos usuários (não encontrar bicicletas ou locais vazios para devolução) sem aumentar significativamente os custos gerados ao operador.
Abordagem científica para a questão do rebalanceamento	São abordadas técnicas de Pesquisa Operacional (PO), utilizadas para rebalanceamento de recursos em rede, bem como para problemas de roteirização de veículos com coleta e entrega.
Realocação de recursos em redes	Destacam-se neste trabalho os métodos de otimização, principalmente por meio de programação linear, e simulação, com suas considerações estocásticas.
Pesquisas aplicadas a Sistemas de Bicicletas Compartilhadas	Apresenta uma compilação abrangente com a revisão de artigos que versam sobre métodos de rebalanceamentos para SBCs.
Modelos dinâmicos de previsão da demanda	Visto que a previsão de demanda é o ponto chave para a operação real de rebalanceamento em SBCs, são abordados oito trabalhos que visam a explicar e prever o comportamento de variáveis dependentes de múltiplos fatores.

Tópico	Resumo e contribuições
Sobre Simulação-Otimização	Foi realizada uma revisão sobre a utilização de simulação e otimização, incluindo a apresentação de uma recente taxonomia proposta por Figueira e Lobo (2014) e a subsequente classificação dos demais artigos de acordo com essa taxonomia. No entanto, apenas dois de dezenas de trabalhos analisados para SBCs utilizam S-O para abordar o problema de rebalanceamento: Caggiani e Ottomanelli (2012; 2013) - e, ainda assim, com características distintas daquelas propostas no presente trabalho.
Mobilidade: Cenário atual do Brasil e de São Paulo	Contextualiza o cenário de legislações existentes em São Paulo e no Brasil, de modo a propiciar o melhor aproveitamento da cidade por parte dos cidadãos, articulando mobilidade e desenvolvimento urbano – o que favorece a instalação de estações de SBCs.

3. ANÁLISE DE DADOS E CARACTERIZAÇÃO DO SBC PAULISTANO

Como descrito anteriormente, um dos principais desafios de gestão e operação de SBCs reside na necessidade de rebalanceamento das estações ao longo do dia, e, também, ao fim do expediente de operação do sistema.

Retomando: os fluxos de bicicletas não são balanceados, o que causa falta de bicicletas em algumas estações e excesso em outras, em determinados horários. Dessa forma, são necessárias intervenções externas de remanejo de bicicletas entre estações, realizadas para compensar este desequilíbrio inerente ao sistema. Esse remanejo de bicicletas nomeia-se rebalanceamento.

Para se obter um maior conhecimento do problema e ampliar as percepções necessárias para a continuidade do estudo, neste capítulo é apresentada uma definição e caracterização de utilização do Bike Sampa, maior SBC da cidade de São Paulo. Por meio de análises de dados são exemplificados e descritos os desbalanceamentos deste sistema. Informações mais detalhadas, por sua vez, podem ser encontradas no trabalho de Pontes (2015).

3.1. Definição do objeto de estudo

Existem em 2017 pelo menos dois SBCs oficiais em operação na capital paulista: Ciclo Sampa e Bike Sampa. O menor deles, Ciclo Sampa, foi criado em 2013 por uma parceria entre a Prefeitura de São Paulo, Bradesco Seguros e o Movimento Conviva, e em 2015 já contava com 17 estações. Na Figura 4 é apresentado o mapa da região coberta pelo sistema, com representação da localização das estações.

Figura 4 – Representação das estações do Ciclo Sampa no mapa de São Paulo.

Fonte: Ciclo Sampa (2015)

Observa-se que a rede do Ciclo Sampa contém estações próximas à Avenida Paulista, ao acesso da Ciclovía do Rio Pinheiros, e aos parques Villa Lobos e Ibirapuera. Tal configuração sugere que o sistema foi concebido para o lazer, ideia reforçada pelo foco do Movimento Conviva em empréstimos de bicicletas para uso nas ciclofaixas temporárias aos domingos e feriados (Movimento Conviva, 2015).

Por sua vez, o Bike Sampa foi inaugurado em 2012 por parceria entre o Banco Itaú, a Sertell e a Prefeitura de São Paulo, contando em 2015 com mais de 200 estações. Cabe mencionar que o sistema utilizado para integrar a rede, inclusive com aplicativos para *smartphones*, foi desenvolvido pelas empresas Mobilicidade, Sertell e Samba.

Figura 5 – Disposição das estações Bike Sampa e Ciclo Sampa (Mobilicidade 2015; Ciclo Sampa 2015)

Como ilustrado na Figura 5, o adensamento das estações e a área de cobertura do Bike Sampa são maiores que o do sistema do Ciclo Sampa. Neste caso, o sistema aparenta ter sido de fato concebido para aumentar a capilaridade da malha de transporte coletivo, pois o usuário tem maiores chances de encontrar pontos de aluguel e devolução de bicicletas coincidentes com a origem e destino de suas viagens curtas ou com trechos de seu deslocamento no caso de trajetos maiores.

Devido à incompatibilidade entre os dois sistemas existentes e às características de cada um, definiu-se que apenas o Bike Sampa é objeto de estudo deste trabalho. Assim, o sistema paulistano mencionado ao longo deste capítulo refere-se somente à rede implantada pelo banco Itaú (Bike Sampa). Os dados utilizados neste capítulo se referem a fevereiro de 2014, a não ser em sessões em que outro período é especificado (para análise de usuários recorrentes, por exemplo).

3.2. Apresentação da rede

A rede do SBC paulistano está localizada em uma região restrita da cidade, ao leste do Rio Pinheiros e ao sul do Tietê, cobrindo bairros das regiões Oeste, Centro, Centro-Sul, Sudeste e Leste 1. Suas estações estão representadas na figura abaixo, na qual também é destacada a malha cicloviária permanente da cidade de São Paulo.

Figura 6 – Mapa de parte de São Paulo, com as estações do SBC e a malha cicloviária permanente. Fonte dos dados: CET (2015); Mobilicidade (2015)

Observando apenas as estações do Bike Sampa, é possível identificar duas regiões separadas com grande adensamento de pontos: à esquerda, nos bairros da região centro-oeste, e à direita, na zona leste. Esta configuração sugere que possivelmente cada uma dessas áreas opera como um subsistema. De qualquer maneira, a Figura 6 revela o grande potencial de crescimento do SBC atual, ainda que a infraestrutura cicloviária existente não cresça, pois, a rede do Bike Sampa atual não cobre boa parte das ciclovias e ciclofaixas já existentes.

Como destacado na Figura 6, em fevereiro de 2014 a rede de compartilhamento era menor que a de julho de 2015. A capacidade das estações, em situações normais, é de 12 bicicletas. Para fevereiro de 2014 não se tem informações a respeito de

exceções, mas em julho de 2015 apenas duas estações (ID 46 e 122) possuíam capacidade para 14 bicicletas.

A Figura 7 ilustra a rede de fevereiro de 2014, representando somente as estações da época, com seus respectivos IDs (Número de Identificação). Ressalta-se que apenas 132 estações estavam em operação na época, apesar do último ID ser o 163 – essa diferença provavelmente seja causada por desativações de alguns pontos.

Figura 7 – Estações do Bike Sampa em fevereiro de 2014. Fonte: Mobilicidade (2015)

Com intuito de inserir o sistema na discussão atual da mobilidade urbana, os mapas a seguir representam as estações do Bike Sampa e a malha de transporte público existente. Uma vez que a definição dos eixos de transformação urbana do novo Plano Diretor Estratégico (PDE) de São Paulo baseia-se justamente na oferta de transporte público, o primeiro mapa (Figura 8) representa tais eixos e as estações do SBC.

Figura 8 – Estações Bike Sampa (julho de 2015) e os eixos de transformação urbana definidos no Plano Diretor Estratégico de São Paulo. Fonte: Eixos - São Paulo (município) (2015a); Estações - Mobilicidade (2015)

Observando a Figura 8, nota-se que várias estações coincidem ou são próximas aos eixos de transformação urbana, principalmente no contorno do subsistema principal (centro-oeste) e ao longo do subsistema da região leste. Desta forma, a rede atual permite que usuários com origem ou destino em áreas distantes acessem os eixos principais de transporte utilizando bicicletas compartilhadas. Contudo, muitos desses eixos permanecem inacessíveis pelo Bike Sampa, sugerindo que a expansão da rede pode captar uma boa quantidade de demanda suprimida nessas áreas.

Figura 9 – Estações das linhas de metrô e do Bike Sampa em fevereiro de 2014

Na Figura 9 estão representadas as linhas de metrô e trem, sendo possível notar que a rede de compartilhamento cobre uma parte da cidade que está relativamente afastada do acesso aos trens subterrâneos, porém a uma distância transponível por bicicleta.

3.2.1. Levantamento de trajetos possíveis

A partir das informações levantadas, é possível gerar uma série de atributos para todas as possíveis combinações de pares de origem-destino, a fim de futuramente relacionar certas características ao uso das estações. Para tanto, é construída uma matriz cujas linhas contêm a estação de origem e as colunas, a de destino. Uma vez que é possível retirar e devolver bicicletas em todos os pontos, a matriz tem tamanho de 132 por 132 e sua diagonal representa deslocamentos circulares. Então, são montadas as figuras a seguir.

A Figura 10 reflete a distância relativa entre todos os pares de origem-destino do sistema, colorindo os pares de pontos mais distantes com um tom mais intenso do que os mais próximos, que recebem cor branca. As distâncias são calculadas a partir das latitudes e longitudes das estações, sem considerar as ruas – ou seja, os

caminhos que podem ser de fato feitos entre os dois pontos. Neste caso, a matriz resultante é simétrica, já que é indiferente ir de um ponto a outro ou voltar. Observando a figura resultante, nota-se que não existem estações isoladas da rede, uma vez que toda linha ou coluna possui partes mais claras. Também é possível perceber que existem grupos de estações bem próximas umas das outras, gerando clarões na matriz, próximos à diagonal principal.

Figura 10 – Matriz de distâncias entre pares de pontos: tons mais escuros indicam maior distância

A Figura 11 apresenta as diferenças de altitude entre cada origem (linha) e destino (coluna). A lógica de pigmentação da imagem anterior permanece, porém neste caso

duas cores são utilizadas, sinalizando descidas (azul) e subidas (vermelho). Neste caso, a matriz não é simétrica.

Figura 11 – Matriz de diferenças de altitude pares de pontos (origem na estação da linha e destino na da coluna), com azul indicando descida e vermelho, subida

Por fim, é gerada a matriz de inclinações, dividindo-se a diferença de altitude pela distância entre os dois pontos. O resultado é pigmentado com as mesmas cores da Figura 11, sendo apresentado na Figura 12. Neste caso, nota-se que existem bem menos pontos com coloração intensa do que quando somente a altura é considerada, o que significa que alguns percursos são bem mais íngremes do que os demais, destacando-se do grupo (pontos azuis ou vermelhos escuros na figura). É esperado

que nestes trajetos haja uma movimentação maior nos pares de pontos azuis e bem menor nos vermelhos intensos.

Figura 12 – Matriz de inclinações entre pares de pontos, com azul indicando descida e vermelho, subida

3.2.2. Funcionamento e operação do sistema paulistano

Do ponto de vista do usuário, o funcionamento do Sistema de Bicicletas Compartilhadas é simples. Antes de alugar uma unidade, o interessado deve se inscrever pelo site ou aplicativo do Bike Sampa, informando seu nome, CPF, e-mail, endereço completo, número de telefone e data de nascimento. Em seguida, para habilitar o passe, é preciso cadastrar um cartão de crédito, que apenas será debitado

caso a viagem exceda uma hora de duração (antes de janeiro de 2014 o período gratuito era de meia hora) (Bertolini, 2014; Mobilicidade, 2015). Há também a opção de vincular o passe já habilitado ao Bilhete Único do cidadão, porém este nunca será debitado de nenhum valor.

Para executar a retirada de uma bicicleta, o usuário deve ir até uma estação que esteja com ao menos uma bicicleta estacionada e encostar seu Bilhete Único no totem de atendimento, ou abrir o aplicativo em um *smartphone* informando o número da estação e da posição da bicicleta desejada, ou ainda ligar na central de atendimento com esses mesmos dados para solicitar o aluguel. Uma vez liberada, a luz da posição da bicicleta selecionada pisca, sinalizando o destravamento da mesma. Então, ao fim da viagem, basta encontrar uma estação e encaixar a bicicleta em qualquer posição vaga. Ainda, cabe ressaltar que o mesmo usuário pode retirar novamente bicicletas em qualquer estação a partir de 15 minutos após a última devolução.

Já para o operador, a gestão da rede é mais complexa, ainda que boa parte de seu funcionamento seja integralmente suportado pelo sistema computacional. Por exemplo, as estações têm autonomia para liberar suas unidades quando um bilhete único previamente cadastrado é detectado pelo sensor do autoatendimento. A informação da liberação da bicicleta é gerada instantaneamente e inclui a identificação do usuário. No caso do aluguel via central de atendimento telefônica, ressalta-se que o procedimento também é automático, normalmente sem necessidade de interação com um atendente, sendo que o sistema envia a solicitação instantaneamente e recebe a informação de que a bicicleta foi ou não retirada da posição em cerca de poucos minutos.

Assim, é possível verificar a situação real de cada estação a qualquer momento. Contudo, apenas os dados das viagens são armazenados pelo sistema, como a data e hora de início e fim, pontos de retirada e devolução e identificação do responsável por cada locação. Ou seja, a situação de cada estação ao longo do dia não é armazenada para futura análise do operador. Imagina-se, portanto, que a operadora realiza o reposicionamento da frota de acordo com necessidades previamente identificadas, baseando-se no conhecimento adquirido pelos funcionários e pela própria empresa, que opera diversos SBCs no Brasil. Ademais, o sistema de gestão

sequer registra as ações de rebalanceamento (Figura 13), dificultando o monitoramento e a avaliação das medidas já empregadas.

Figura 13 – Veículo de serviço do Bike Sampa transportando bicicletas entre estações. Fonte: acervo do autor, 2015

3.2.3. Comparativo com sistemas inseridos em contextos similares

Com intuito de caracterizar o funcionamento do Bike Sampa, seu desempenho é comparado com outros sistemas do mundo. Para tanto, são calculados os dois principais KPIs identificados na análise da literatura: quantidade de viagens por habitante da região coberta pelo sistema e por bicicleta da frota. Os índices dos outros SBCs são tomados do estudo do ITDP, por isso o método de cálculo definidos por aqueles autores é integralmente replicado aqui, nos dados do sistema paulistano.

O primeiro índice exige o cálculo de quantas pessoas têm acesso ao sistema. O ITDP estima este valor multiplicando a densidade demográfica da cidade em questão pela área de cobertura da rede de bicicletas (ITDP et al. 2014). Por sua vez, tal área é determinada considerando um raio de alcance de 500 metros para cada estação e

unindo as regiões abrangidas pelo conjunto de circunferências assim obtido. Neste trabalho, o mapa das estações do Bike Sampa construído no presente trabalho é manipulado para que se possa estimar a área de cobertura: são criadas circunferências de 500 metros de raio em torno de cada estação, como mostra a Figura 14, e em seguida é desenhado um polígono para delimitar a região coberta, como mostra a Figura 15.

Figura 14 – Construção de circunferências de 500 metros de raio em cada estação do sistema (para a rede de fevereiro de 2014)

Como pode ser observado na Figura 15, o cálculo da área resultante é de 68.238 km². Multiplicando-se a densidade de 7.398,26 hab./km² (IBGE 2014b) por esta área, obtém-se uma população de aproximadamente 504.842 habitantes com acesso ao sistema de compartilhamento. Então, considerando as 34.495 viagens realizadas em 28 dias, em fevereiro de 2014 (cujo detalhamento é apresentado na próxima seção), tem-se em média uma viagem ao dia para cada 410 moradores da região, ou 0,0024 viagens por dia por habitante.

Figura 15 – Delimitação da área abrangida pelo Bike Sampa para cálculo do número de habitantes com acesso ao sistema

O próprio ITDP faz a seguinte ressalva com relação a esta metodologia de cálculo: *“este processo provavelmente subestima a população em muitas áreas de cobertura, porque os sistemas de bicicletas compartilhadas são geralmente implantados em áreas com densidades populacionais acima da média e alta concentração de pessoas que se deslocam por motivo de trabalho”* (ITDP et al. 2014).

Para o cálculo do segundo índice é preciso estimar o número de bicicletas em operação no sistema paulistano. O valor adotado neste trabalho é baseado nos dados coletados pelo autor por meio do programa apresentado no APÊNDICE A – Coleta de dados via rastreador. Para a rede de julho de 2015 do Bike Sampa, com 261 estações, o número máximo de bicicletas registrado foi de 986, equivalente a 3,8 bicicletas por estação. Como em fevereiro de 2014 havia apenas 163 estações Bike Sampa, estima-se que a frota da época era de 616 bicicletas (3,8 multiplicado por 163). Assim, chega-se a uma média de duas viagens por dia por bicicleta.

Finalmente, é gerado o gráfico comparativo representando o desempenho de diversos sistemas do mundo (já elucidado na Figura 1) e do Bike Sampa, apresentado a seguir.

Gráfico 4 – Desempenho de diversos sistemas em termos da média de viagens por habitante e por bicicleta

No Gráfico 4 é possível observar que o sistema paulistano possui níveis baixos de utilização, tanto em termos de penetração do sistema como em aproveitamento da frota. O SBC está, inclusive, bem atrás do Bike Rio (do Rio de Janeiro). Segundo a classificação do ITDP, este resultado indica que os custos operacionais atrelados ao sistema estão possivelmente desproporcionalmente altos e que é preciso incentivar a população a aderir à modalidade. É possível que a baixa utilização esteja ligada a problemas de realocação, no caso em que as viagens não estejam sendo realizadas porque o usuário não encontra bicicletas onde gostaria, e/ou que isto se deva ao tamanho reduzido da rede, no caso em que os usuários em potencial não tenham aderido ao modelo porque seu trajeto é incompatível com a oferta de bicicletas compartilhadas.

3.3. Análise dos dados disponibilizados pelo operador

Enquanto as subseções seguintes consideram apenas as viagens realizadas em fevereiro de 2014, esta sessão oferece um panorama geral do uso do sistema de junho de 2012 a maio de 2014.

A caracterização da demanda aqui realizada procura seguir o que é levantado por outros autores, citados nos capítulos anteriores deste trabalho. Primeiramente, a demanda total a cada mês para todo o período considerado é apresentada no Gráfico 5. Mesmo com a existência de sazonalidade, é possível notar uma tendência clara de crescimento, explicada pela pouca maturidade do Bike Sampa.

Gráfico 5 – Demanda mensal de junho de 2012 a maio de 2014

De junho a dezembro de 2012 foram realizadas 57.938 viagens, cuja distribuição ao longo do ano é apresentada no Gráfico 6.

Gráfico 6 – Quantidade de viagens realizadas a cada mês em 2012

Dentre as viagens com menos de uma hora de duração, a média de tempo entre retirada e devolução das bicicletas foi um pouco superior a 14 minutos.

O número de usuários ativos no período foi de 13.813, com distribuição de gênero informada pelo conjunto de Gráficos 7. Nota-se que, apesar das mulheres representarem 37% dos usuários, elas originaram apenas 27% das viagens.

Gráficos 7 – a e b – Representatividade dos gêneros na demanda de 2012, entre o total de usuários (a) e de viagens (b)

Em 2013, o sistema atingiu uma média de 29.298 viagens ao mês, distribuídas conforme o Gráfico 8. A utilização foi menor no inverno, nos meses de junho e julho, e em janeiro. Tanto janeiro como julho são meses de férias escolares, quando o tráfego de automóveis também é menor. A demanda durante a primavera foi menor do que

no outono, o que pode ter ocorrido devido à menor incidência de chuvas ou então pela própria evolução do sistema, ainda em processo de amadurecimento.

Gráfico 8 – Quantidade de viagens realizadas a cada mês em 2013

Quanto à divisão da demanda conforme o gênero, a quantidade de viagens realizadas por mulheres foi significativamente menor do que sua representatividade em termos de quantidade de usuários ativos, como pode ser observado nos Gráficos 9.

Gráficos 9 – a e b – Representatividade dos gêneros na demanda de 2013, entre o total de usuários (a) e de viagens (b)

A porcentagem de viagens circulares é de 15% do total, mas esse número chega a 25% quando apenas os deslocamentos realizados por mulheres são considerados. De fato, 40% dos trajetos com mesma origem e destino são feitos pelo gênero feminino. Essas distribuições se repetem em 2014.

Para o período de janeiro a maio de 2014, 181.686 viagens foram realizadas por 32.667 usuários. A média mensal de viagens subiu para 36.337, seguindo a distribuição apresentada no Gráfico 10. Já nos Gráficos 11, a representatividade de cada gênero é apresentada em termos do número de viagens concretizadas e do número de usuários ativos.

Gráfico 10 – Viagens realizadas a cada mês para o período de janeiro a maio de 2014

Gráficos 11 – a e b – Representatividade dos gêneros em 2014, entre o total de usuários (a) e de viagens (b)

Dentre as viagens com menos de uma hora de duração, a média de tempo entre retirada e devolução das bicicletas foi um pouco superior a 14 minutos.

Desses dados nota-se que, de fato, o sistema paulistano encontra-se em processo de amadurecimento. O número viagens realizadas vêm subindo, o que pode ser explicado pela própria expansão da rede, uma vez que o número de estações aumentou ao longo dos anos. É possível que também tenha havido um aumento na

adesão do Bike Sampa, o que poderia ser calculado levando-se em conta a área de abrangência em cada período. As mulheres ainda representam um percentual pequeno dos usuários ativos e realizam apenas cerca de um quarto das viagens efetuadas.

3.3.1. Perfil dos usuários

Em fevereiro de 2014, o número de usuários que realizaram viagens pelo Bike Sampa foi de 10.498. Destes, 3.149 são do sexo feminino (23,2%), 7.331 são do masculino (76,7%) e 4 não informaram seu gênero no cadastro.

A análise da idade declarada pelos usuários permite concluir que a maioria dos ciclistas possui entre 21 e 35 anos. O Gráfico 12 representa a quantidade de viagens realizadas pelos usuários ativos em fevereiro de 2014 para cada faixa etária, definida em intervalos de 5 anos, destacando a representatividade de cada sexo na demanda. Os dados utilizados excluem as 8.965 viagens de usuários que declararam erroneamente seu ano de nascimento, resultando em idade inferior a 10 anos (na maioria destes casos o ano de nascimento informado foi 2014 e 2013).

Gráfico 12 – Distribuição dos usuários do Bike Sampa conforme faixa etária

3.3.2. Total de viagens realizadas

O número total de viagens realizadas em fevereiro de 2014, assim como a média diária, os valores máximo e mínimo observados e o desvio padrão resultante são apresentados na Tabela 9. Ainda, os dados são classificados de acordo com o dia da semana, dividindo dias úteis de não úteis. Considerando a quantidade de usuários ativos neste período, a média de viagens realizadas por usuário no mês de fevereiro é de 3,28, sendo que esse número sobe para 3,61 ao analisar apenas os homens e desce para 2,54 para os deslocamentos das mulheres.

Tabela 9 – Número de viagens realizadas em fevereiro de 2014

Descrição	Total	Dias úteis	Finais de semana
Número de viagens	34.495	26.201	8.248
Média diária	1.232	1.310	1.031
Mínimo	353	882	353
Máximo	1.626	1.626	1.577
Desvio Padrão	304	185	430

Da Tabela 9 nota-se que no mês de fevereiro, que não teve feriados em dias de semana, 24% das viagens ocorreram em sábados e domingos. A média de viagens diárias total foi de 1.232, sendo este número um pouco maior considerando apenas dias úteis. O menor número de locações registradas em um dia ocorreu em final de semana, com apenas 353 viagens – para dias de semana, a menor demanda observada foi bem superior, de 882. O desvio padrão da demanda é equivalente a 14% da média em dias úteis e 42% da média em finais de semana, refletindo a maior volatilidade da demanda em sábados e domingos.

A fim de entender melhor a variação da demanda a cada dia, é gerada a Tabela 10. A tabela compila o total de viagens registradas por dia da semana, ressaltando ainda o percentual das viagens circulares (mesma origem e destino).

Tabela 10 – Demanda de fevereiro de 2014 para cada dia da semana, incluindo sábados e domingos

Dia da semana	Número de viagens [viagem/mês]	Percentual do total	Média diária [viagem/dia]	Percentual de viagens circulares	Registro mínimo diário [viagem/dia]	Registro máximo diário [viagem/dia]	Desvio padrão [viagem]	Desvio Padrão [% da média]
Segunda-feira	5.031	14,6%	1.258	9%	1.146	1.421	101	8,1%
Terça-feira	5.551	16,1%	1.388	9%	1.113	1.626	197	14,2%
Quarta-feira	5.912	17,1%	1.478	10%	1.379	1.601	80	5,4%
Quinta-feira	5.067	14,7%	1.267	7%	1.034	1.447	149	11,7%
Sexta-feira	4.640	13,5%	1.160	8%	882	1.340	181	15,6%
Sábado	2.726	7,9%	682	21%	353	959	226	33,1%
Domingo	5.568	16,1%	1.392	32%	948	1.577	257	18,5%
Total	34.495	100%	1.232	13%	353	1.626	304	24,7%

Se a demanda fosse distribuída uniformemente ao longo do mês, 14,3% das viagens seriam realizadas em cada dia da semana. Entretanto, observando a Tabela 10 nota-se que em fevereiro de 2014 apenas 7,9% do total das viagens foram realizadas em sábados, 13,5% em sextas-feiras e, nos demais dias, o percentual da demanda foi superior a 15%. Ressalta-se a importância do dia de quarta-feira como o dia com mais viagens geradas, 17%, seguido por domingo e terça-feira, ambos com 16%. É curioso observar que a média diária de locações em domingos é a segunda maior de todas, sendo similar às de terças e quartas-feiras, porém seu desvio padrão é superior, assim como o percentual de deslocamentos circulares. Já em sábados a demanda é a menor e mais volátil de todos os dias, com média de 682 viagens e desvio de 226.

Parte dos valores da Tabela 10 é apresentada de outra forma no Gráfico 13, possibilitando a comparação visual da distribuição das viagens ao longo da semana. Cada barra do gráfico representa um dia da semana, sendo sua altura relativa à quantidade de viagens realizadas naquele dia. As barras são compostas por dois tipos de viagens, sendo as circulares representadas na região superior e as lineares, na inferior.

Gráfico 13 – Total de viagens por dia da semana, em fevereiro de 2014

3.3.3. Duração das viagens realizadas

Considerando as viagens com duração entre 5 minutos e 24 horas, cada deslocamento possui em média 37,7 minutos. Porém, a distribuição de frequência das viagens com cada duração, discretizada em minutos, revela que a grande maioria delas dura menos de uma hora. Como a curva de frequências estabiliza-se durante ou um pouco após a segunda hora, é gerado o histograma apresentado no Gráfico 14, considerando apenas as viagens com até 120 minutos.

Da curva acumulada apresentada no Gráfico 14, ressalta-se que cerca de 50% das viagens em questão têm duração menor que 20 minutos, sendo que mais de 90% dura menos de 60 minutos, que é o tempo de utilização gratuito para o usuário. Além disso, nota-se que há uma concentração de viagens no período de 5 até 15 minutos de duração.

Gráfico 14 – Distribuição de frequências das durações de viagens, com percentual acumulado (deslocamentos realizados em fevereiro de 2014, com menos de duas horas)

Ainda considerando apenas as locações de até duas horas, entre os usuários do sexo feminino a média de durações é de 30,3 minutos, enquanto para os homens é de 22,6 minutos. Por fim, é gerado o histograma de durações das viagens realizadas por cada gênero, no Gráfico 15. Nele, o tempo é discretizado de 5 em 5 minutos.

Gráfico 15 – Histograma das viagens com menos de 120 minutos de duração, realizadas por cada gênero

O Gráfico 15 revela que ambos os gêneros fazem mais deslocamentos curtos, de menos de meia hora, do que longos. No caso masculino, cerca de 50% das viagens com menos de duas horas possui até 15 minutos de duração, enquanto no feminino aproximadamente 45% dos trajetos dura até 20 minutos.

3.3.4. Variação da demanda ao longo dos dias

Complementando as informações anteriores, é analisada a distribuição horária da demanda ao longo do dia, considerando apenas os dados de dias úteis. Neste sentido, o Gráfico 16 mostra quatro informações necessárias para o entendimento da utilização do sistema no decorrer de um dia útil, calculadas para cada hora do dia, a saber: máximo de viagens registradas; média computada; mínimo de locações observado; e o desvio padrão resultante.

Gráfico 16 – Distribuição horária das viagens, para dias úteis de fevereiro de 2014

Analisando a curva da média horária de viagens realizadas, nota-se que o sistema já conta com viagens desde o início da operação (não foi possível explicar como há locações realizadas antes das 6h00, dado que o horário para locações é das 6h00 às 22h00). Durante a manhã, o pico de utilização acontece entre 7h e 9h, coincidente com o início do horário comercial, chegando a uma média de um pouco mais de 100 viagens por hora. Após este horário, o número de viagens cai linearmente até 10h,

quando a demanda se estabiliza em torno de 50 viagens por hora. Então, a partir das 14h, a demanda começa a crescer novamente, atingindo seu pico máximo do dia (200 viagens) entre 17h e 19h, coincidindo com o fim do horário comercial. A partir de então a demanda decresce quase linearmente até o fim da operação do sistema, às 22h.

Com relação às outras variáveis apresentadas pelo Gráfico 16, poucos são os comentários que podem ser feitos. As curvas de máximo e mínimo (número de viagens registradas a cada hora) possuem formatos bem parecidos ao da curva média, com exceção de alguns pontos específicos, revelando que a demanda possui um padrão de comportamento consistente. Observa-se que para os pontos discrepantes da curva mínima, nos períodos das 6h, 16h, e 21h, o desvio padrão da demanda ultrapassa os valores mínimos registrados. Esse comportamento não tem uma causa identificável por meio da análise dos dados, podendo ser devido a alguma especificidade do dia no qual esse comportamento foi observado, como chuva ou mal tempo.

O Gráfico 17 confronta o padrão de utilização em dias úteis com o uso do sistema em finais de semana, revelando distinções claras. Por exemplo, apenas um pico é observado aos sábados e domingos, entre 10h e meio-dia. Após este período a demanda cai, mantendo-se relativamente constante das 15h às 18h.

Gráfico 17 – Comparação da distribuição horária da demanda em dias úteis e finais de semana, por meio da média (dados de fevereiro de 2014)

Como as curvas do Gráfico 17 representam os dados agregados para todos os dias úteis e para finais de semana, é gerado outro gráfico contendo a demanda horária

para cada dia separadamente. Assim, o Gráfico 18 apresenta no eixo das ordenadas o número total de viagens realizadas e seu respectivo dia e horário no eixo das abscissas, traçando o padrão de utilização por dia da semana. Ressalta-se que o número de viagens é a soma das viagens ocorridas no mesmo dia da semana e horário ao longo do mês de fevereiro.

Gráfico 18 – Total de viagens realizadas a cada hora, separadas de acordo com dia da semana (dados de fevereiro de 2014)

Observando as curvas do Gráfico 18, nota-se que em dias úteis o padrão da demanda se repete, com ligeiras mudanças nos horários de picos e no número total de viagens realizadas. Já o padrão de utilização nos finais de semana é visualmente diferente daquele observado nos dias úteis. No sábado, o pico de utilização ocorre entre 11h e 12h, seguido de uma fase de estabilização da demanda entre 15h e 20h. Por sua vez, no domingo não existe esse período de demanda constante e seu pico se dá também no intervalo das 11h, porém com um número de viagens mais significativo do que aos sábados.

3.3.5. Padrões de utilização das estações

A fim de diferenciar as estações conforme o tipo de demanda das mesmas, é criado um mapa que destaca os pontos de maior demanda por bicicletas e aqueles que possuem maior solicitação de vagas. Para tanto, é computado o número de retiradas e devoluções de cada estação, utilizando os dados de fevereiro de 2014, e então o

número de devoluções é subtraído do número de retiradas, criando o índice de desbalanceamento de cada estação. Um índice negativo significa, neste caso, que a estação apresenta maior demanda por vagas do que por bicicletas, enquanto o resultado positivo representa maior demanda por bicicletas. Quanto maior o número absoluto, maior o desbalanceamento da estação.

A partir dos resultados, constrói-se um mapa de calor no qual se pigmenta gradualmente o índice obtido para cada estação, passando do marrom-avermelhado (negativo, ou mais devoluções) para o verde (positivo, ou mais retiradas), sendo que os tons mais intensos indicam maior valor absoluto. Assim, as estações que não possuem coloração nítida são relativamente balanceadas, com índice próximo a zero. O resultado pode ser observado na Figura 16.

Figura 16 – Mapa de desbalanceamento da demanda nas estações em fevereiro de 2014

Observando o mapa nota-se que, de fato, é possível classificar as estações entre geradoras e receptoras de viagens, mas que existe uma quantidade considerável de pontos balanceados. O padrão apresentado parece ter relação com a altitude das estações, pois os pontos mais esverdeados estão localizados no “espigão” da cidade, ao longo da Avenida Paulista, enquanto a maior incidência de devoluções ocorre em uma região de menor altitude. Além disso, alguns dos pontos mais amarronzados possuem ligações com outros modos de transportes e/ou parques de lazer.

Se por um lado o mapa de desbalanceamento identifica os pontos que precisam ser observados pelo operador do sistema a fim de garantir um nível de serviço satisfatório, por outro ele não permite que sejam identificadas as estações mais utilizadas. Além disso, a Figura 16 não permite a análise da variação da demanda de cada estação ao longo do dia. Então, um segundo conjunto de mapas de calor é gerado, representando a quantidade total de retiradas e de devoluções em cada ponto. Os dados também são separados em três grupos, referentes ao período no qual a retirada ocorre, conforme a Tabela 11. Novamente as estações recebem coloração gradual, do menor (sem cor) até o maior (cor mais intensa) número total de operações realizadas no período. Apenas as viagens realizadas em dias úteis são consideradas.

Tabela 11 – Faixa de horários de cada período definido neste trabalho

Período	Horário	Nome
1	6:00 – 10:59	Manhã
2	11:00 – 15:59	Tarde
3	16:00 – 22:00	Noite

Nas Figuras 17, Figuras 18 e Figuras 19 apenas a parte central da rede é representada, para permitir a visualização simultânea dos mapas criados (retiradas, devoluções e desbalanceamento para cada um dos três períodos definidos acima). Ao lado de cada estação, há um número que indica a quantidade de retiradas realizadas no período em questão (mapas da esquerda), a de devoluções (mapas do centro) e o índice de desbalanceamento (mapas da direita). Na coluna à esquerda estão os mapas de calor de retiradas de cada, sendo que os pontos mais verdes são

aqueles que possuem demanda absoluta maior e os sem coloração, menor. No centro, a coloração avermelhada representa as estações com maior número de devoluções. Por fim, os mapas da coluna da direita mostram os desbalanceamentos da rede, representando em verde as estações com mais retiradas que devoluções e em tom avermelhado aquelas que recebem mais bicicletas.

Da comparação entre os mapas de calor e os mapas de desbalanceamento gerados, é possível concluir que as estações que mais geram viagens não estão no espigão da cidade, mas sim na região do Itaim Bibi e em Moema. A maior parte das devoluções de bicicletas também ocorre nessa região, por isso muitas das estações destacadas no segundo conjunto de mapas não haviam recebido coloração forte na Figura 16.

Comparando o lado esquerdo das Figuras 17, Figuras 18 e Figuras 19, nota-se que existe uma concentração da demanda nas proximidades da Marginal Pinheiros (que divide o Morumbi do Itaim e de Pinheiros) e no Itaim Bibi. A discrepância deste grupo de estações é maior no primeiro período definido, que corresponde às manhãs. Já à noite, a demanda é mais pulverizada, porém uma estação em Moema destaca-se do restante da rede – a de um dos portões do Parque do Ibirapuera.

Figuras 17 – a, b e c – Mapas de retiradas (esq.), devoluções (centro) e desbalanceamento (dir.) do período 1, em dias úteis

Figuras 18 – a, b e c – Mapas de retiradas (esq.), devoluções (centro) e desbalanceamento (dir.) do período 2, em dias úteis

Figuras 19 – a, b e c – Mapas de retiradas (esq.), devoluções (centro) e desbalanceamento (dir.) do período 3, em dias úteis

Já os mapas “b” (centrais) das figuras revelam um comportamento similar ao das retiradas, porém o grupo de estações com maior quantidade de devoluções fica um pouco mais para o interior dos bairros Itaim Bibi e Pinheiros, distanciando-se da Marginal. Novamente, um dos pontos do Parque do Ibirapuera destaca-se à noite, no terceiro período. Observando-se as Figuras 18-a e b e as Figuras 19-a e b, nota-se que seus respectivos conjuntos de mapas da esquerda e do centro são similares,

sugerindo que as viagens iniciadas (ou terminadas) perto da linha de trem da Marginal Pinheiros são finalizadas (ou iniciadas) um pouco mais para o interior do bairro, nos períodos da tarde e noite.

Finalmente, da análise dos nove mapas nota-se que várias das estações mais requisitadas possuem certo desequilíbrio entre retiradas e devoluções, principalmente na região do Itaim Bibi às margens do Rio Pinheiros, gerando, a princípio, desbalanceamento em determinados períodos do dia. Por outro lado, pontos que não são tão utilizados apresentam desequilíbrio ao longo de todo o dia, como, por exemplo, as estações do espigão central (Av. Paulista, Ruas Vergueiro e Domingos de Moraes), cuja demanda por retirada de bicicletas é sempre maior que a devolução. Além disso, as estações em desbalanceamento no Itaim, no interior do bairro, apresentam mais devoluções durante a manhã e mais retiradas à noite, indicando que os usuários da região estão usando as bicicletas para ir e voltar do trabalho. Corroborando com esta hipótese, basta observar que no segundo período do dia o desbalanceamento é bem menor.

3.3.6. Análise das estações mais solicitadas

A Tabela 12 e a Tabela 13 apresentam, respectivamente, o número de retiradas e devoluções, por estação do sistema, em fevereiro de 2014. As linhas de ambas tabelas estão ordenadas decrescentemente pelo número total de retiradas (ou devoluções). São apresentadas somente as 20 estações mais importantes em cada um dos casos (ou seja, cerca de 15% das 132 estações em atividade no período).

Pela Tabela 12 podemos verificar que a estação de ID número 46 teve 1.360 retiradas de bicicletas no período analisado, equivalente a cerca de 49 locações ao dia. A segunda colocada, de ID 35, apresentou apenas 818 retiradas (ou 29 ao dia), cerca de 40% a menos.

Tabela 12 – Quantidade de retiradas por estação, para os 20 pontos mais solicitados em fevereiro de 2014

ID Estação	Total de retiradas	% das viagens sistema	% acumulada sistema	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	% de viagens circulares
46	1360	3,9%	3,9%	728	632	46,5%
35	818	2,4%	6,3%	797	21	2,6%
74	731	2,1%	8,4%	666	65	8,9%
68	702	2,0%	10,5%	531	171	24,4%
36	681	2,0%	12,4%	640	41	6,0%
19	632	1,8%	14,3%	455	177	28,0%
65	602	1,7%	16,0%	579	23	3,8%
99	569	1,6%	17,7%	540	29	5,1%
64	556	1,6%	19,3%	538	18	3,2%
47	554	1,6%	20,9%	264	290	52,3%
107	545	1,6%	22,5%	495	50	9,2%
82	524	1,5%	24,0%	468	56	10,7%
43	478	1,4%	25,4%	450	28	5,9%
62	471	1,4%	26,7%	448	23	4,9%
97	471	1,4%	28,1%	435	36	7,6%
77	465	1,3%	29,5%	424	41	8,8%
73	464	1,3%	30,8%	424	40	8,6%
66	447	1,3%	32,1%	431	16	3,6%
34	425	1,2%	33,3%	407	18	4,2%
61	425	1,2%	34,6%	400	25	5,9%

Observando a coluna de percentual acumulado de retiradas, nota-se que as 20 estações mais solicitadas representam quase 35% das retiradas totais. Outro ponto importante diz respeito à quantidade de viagens circulares: as estações 46 (Portão 6 Parque. do Ibirapuera), 68 (Parque Do Povo), 19 (Portão 9 Pq. do Ibirapuera) e 47 (Portão 5 Pq. do Ibirapuera) apresentam um percentual alto de viagens iniciadas e finalizadas no mesmo ponto (46%, 24%, 28% e 52% do total de aluguéis efetuados, respectivamente). Isto demonstra uma tendência à realização de viagens circulares nos parques, provavelmente para fins de lazer.

Por outro lado, a segunda estação com maior número de retiradas (ID 35, João Cachoeira) tem percentual de viagens circulares inferior a 3%. Uma vez que tal estação é localizada no Itaim Bibi, importante bairro comercial de São Paulo, a utilização das bicicletas em trajetos lineares sugere que seu uso é para deslocamentos de/para o trabalho.

O Gráfico 19 exibe o percentual de retiradas para todas as estações do sistema, classificadas em ordem decrescente, bem como o acumulado nas estações. Observando a curva apresentada, nota-se que as primeiras estações são responsáveis por um volume mais acentuado da demanda total, sendo que a diferença entre a demanda das estações vai diminuindo conforme se caminha no sentido dos pontos de menor demanda.

Gráfico 19 – Percentual de retiradas realizadas, por estação e acumulada (em fevereiro de 2014)

Observando a Tabela 13, que lista as estações com maior número de devoluções, nota-se que novamente a demanda da primeira colocada (ID 46, 1.483 viagens, equivalente a 53 por dia) é bem superior à da segunda (ID 35, 887 viagens, ou 32 ao dia). O conjunto dos 20 pontos mais solicitados representa 37,5% do total de devoluções realizadas em fevereiro de 2014.

Dentre os pontos com alta representatividade de viagens circulares, destacam-se as estações 150 (Metrô Santa Cecília, com 31,5%) e 105 (Instituto Tomie Ohtake,

20,4%), que não aparecem na Tabela 12. Para entender o comportamento destas estações, uma vez que sua localização não é próxima a parques, sua demanda foi analisada separadamente.

A estação do Tomie Ohtake tem aproximadamente 26% de suas viagens realizadas em finais de semana (distribuição similar ao sistema como um todo, com 24% das locações em sábados e domingos). Porém, o percentual das viagens circulares é de 34% em sábados e domingo, caindo para apenas 16% durante a semana. O Instituto Tomie Ohtake, que abriga diversas obras culturais, pode explicar o uso recreativo das bicicletas desta estação, mas também é possível que os usuários aluguem unidades no Instituto para passear na ciclovia da Marginal Pinheiros ou na ciclofaixa de lazer que liga o Parque Villa Lobos ao Pq. do Povo em domingos e feriados.

Tabela 13 – Quantidade de devoluções por estação, para os 20 pontos mais solicitados em fevereiro de 2014

ID Estação	Total de devoluções	% das viagens sistema	% acumulada sistema	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	% de viagens circulares
46	1483	4,3%	4,3%	851	632	42,6%
35	887	2,6%	6,9%	866	21	2,4%
74	886	2,6%	9,4%	821	65	7,3%
36	746	2,2%	11,6%	705	41	5,5%
68	732	2,1%	13,7%	561	171	23,4%
19	700	2,0%	15,8%	523	177	25,3%
64	655	1,9%	17,7%	637	18	2,7%
47	654	1,9%	19,5%	364	290	44,3%
65	618	1,8%	21,3%	595	23	3,7%
107	563	1,6%	23,0%	513	50	8,9%
77	562	1,6%	24,6%	521	41	7,3%
99	549	1,6%	26,2%	520	29	5,3%
73	531	1,5%	27,7%	491	40	7,5%
97	514	1,5%	29,2%	478	36	7,0%
66	507	1,5%	30,7%	491	16	3,2%
62	477	1,4%	32,1%	454	23	4,8%
43	468	1,4%	33,4%	440	28	6,0%
150	466	1,4%	34,8%	319	147	31,5%
105	465	1,3%	36,1%	370	95	20,4%
98	464	1,3%	37,5%	421	43	9,3%

Já a estação do Metrô Santa Cecília, ID 150, tem cerca de 43% de suas viagens realizadas em finais de semana. Enquanto nos dias úteis o percentual de deslocamentos circulares é de 20%, aos sábados e domingos este número sobe para 47%. Assim, deduz-se que a alta incidência de viagens circulares deve-se ao uso recreativo do Elevado Costa e Silva (conhecido como Minhocão), cujo acesso é exclusivo para pedestres e ciclistas aos domingos.

Por fim, o Gráfico 20 apresenta o percentual das viagens finalizadas em cada estação, assim como o total acumulado. Semelhantemente ao que ocorre com as retiradas, a curva acumulada é mais íngreme em seu início, na região dos pontos de maior

demanda (por vagas), e sua inclinação diminui gradualmente conforme se vai em direção às estações com menor quantidade de devoluções, à direita no gráfico.

Gráfico 20 – Percentual de devoluções realizadas, por estação e acumulada (em fevereiro de 2014)

Finalmente, comparando o Gráfico 19 com o Gráfico 20, nota-se que tanto a retirada como a devolução de bicicletas são má distribuídas na rede: de forma que metade da rede é responsável por mais de 70% de todas as retiradas e devoluções realizadas no período.

3.3.7. Análise dos trajetos mais utilizados

Sendo 132 o número total de estações ativas, a matriz de origem-destino apresenta 17.424 possibilidades (132 vezes 132). Entretanto, apenas 6.555 foram de fato realizadas no período em questão, equivalente a apenas 37,6% dos possíveis pares de origem-destino. Isto pode ser explicado por diversos fatores, como a grande distância entre as estações ou alta inclinação do trajeto entre algumas delas, dentre outros. A seguir, são levantados os percursos mais utilizados da rede, tentando relacionar sua utilização com características das estações e dos trajetos.

A Tabela 14 apresenta o número de viagens realizadas para cada par de estações, considerando apenas os 20 trajetos mais utilizados. A tabela está ordenada decrescentemente pelo número total de viagens.

Tabela 14 – Lista dos 20 pares de origem-destino mais movimentados em fevereiro de 2014, em ordem decrescente do total de utilizações

ID Origem – ID Destino	Total de viagens (fev.2014)	Percentual dentre todas as viagens do sistema	Percentual acumulado.
46 - 46	632	1,8%	1,8%
47 - 47	290	0,8%	2,7%
19 - 19	177	0,5%	3,2%
68 - 68	171	0,5%	3,7%
150 - 150	147	0,4%	4,1%
82 - 84	135	0,4%	4,5%
99 - 92	123	0,4%	4,9%
88 - 97	113	0,3%	5,2%
92 - 99	110	0,3%	5,5%
104 - 104	110	0,3%	5,8%
35 - 78	95	0,3%	6,1%
105 - 105	95	0,3%	6,4%
3 - 3	88	0,3%	6,6%
97 - 88	83	0,2%	6,9%
156 - 156	83	0,2%	7,1%
18 - 18	80	0,2%	7,3%
103 - 103	78	0,2%	7,6%
62 - 65	75	0,2%	7,8%
43 - 65	71	0,2%	8,0%
163 - 160	70	0,2%	8,2%

Pela análise da tabela, pode-se verificar que o primeiro par origem-destino é uma viagem circular pelo portão 6 do Pq. do Ibirapuera, que apresentou 632 viagens no decorrer do mês. O segundo trajeto é também circular, pelo portão 5 do mesmo parque, tendo sido executado por apenas 290 viagens, menos da metade do primeiro colocado. Vale ressaltar que os 5 principais pares de origem-destino referem-se a viagens circulares e em parques, à exceção da 150 – 150, estação Metrô Santa Cecília.

As primeiras três viagens lineares da lista são entre as estações: Shopping Sta. Cruz (82) e UNIP (84), Berrini (99) e Açaí Clube (92), e Flórida (88) e Lions Monções (97).

Nos três casos, as estações de origem são pontos de acesso ao transporte público de massa, como o metrô, o trem urbano e o eixo de corredor de ônibus da Avenida Santo Amaro e 9 de Julho. Esta relação com o transporte público mantém-se nos demais trajetos lineares que aparecem na Tabela 14. A presença de universidades também chama a atenção, como no caso da UNIP, citado acima, e o trajeto do Insper (62) à Vila Olímpia (65), onde também há uma estação de trem.

A segunda estação mais utilizada, de ID 35 (João Cachoeira, no Itaim Bibi) aparece na 11ª posição da lista, ou 5º lugar entre os deslocamentos lineares, conectada ao ID 78 (estação Cidade Jardim, localizada junto à estação de trem da CPTM de mesmo nome). Valida-se, desta forma, o que já havia sido sugerido pelos mapas de calor das subseções anteriores.

3.4. Análise dos dados coletados

Nesta seção, a utilidade dos dados que foram coletados automaticamente por meio do rastreador elaborado neste estudo é exemplificada, na análise do mês de julho de 2015 (para saber mais sobre o procedimento de coleta, ver APÊNDICE A – Coleta de dados via rastreador).

3.4.1. Complementariedade dos dados e influência climática na demanda

Diferentemente do que ocorre com os dados disponibilizados pelo Itaú, as informações coletadas no estudo não permitem que se saiba a origem e o destino de cada viagem, mas sim o estoque de cada estação a cada intervalo de tempo (a saber, dez minutos). É possível, então, avaliar o nível de ocupação de cada ponto, que varia de 0 até sua capacidade máxima, de 12 ou 14 bicicletas. Apesar das informações coletadas pelo rastreador *web* e as recebidas diretamente do operador não serem referentes ao mesmo período, é possível notar a complementariedade destas duas bases de dados.

A Figura 20-a (parte superior da Figura 20) apresenta no eixo das ordenadas o número de viagens simultâneas no mês de fevereiro de 2014, enquanto no eixo das abscissas é representada uma linha do tempo, gerando uma curva de utilização da frota.

Destacam-se os sábados e domingos, dias em que ocorrem o menor e o maior número de alugueis, respectivamente. Outro ponto de destaque ocorre nos dias 13 e 14 (quinta e sexta-feira), em que o perfil de viagens é diferenciado dos outros dias da semana. Após investigação, foi descoberto que nestes dias, apesar do mês ser fevereiro, alto verão, houve mau tempo, com chuvas e temperaturas baixas. Os picos alcançados aos domingos apresentam média de 220 viagens simultâneas, o que significa que menos de 30% do número estimado de bicicletas estava em utilização simultânea no momento de maior demanda do sistema. Isso pode ser um indício de que a frota do Bike Sampa possui uma capacidade ociosa elevada, que poderia ser diminuída com uma melhora no nível de serviço prestado, ou seja, na disponibilidade de bicicletas e vagas nos pontos em que há demanda suprimida.

De forma complementar à Figura 20-a, a Figura 20-b (parte inferior) apresenta a curva de ocupação das estações em julho de 2015: o número de vagas em utilização simultânea é representado no eixo das ordenadas, enquanto no das abscissas é feita uma linha do tempo com destaque aos sábados, domingos e ao feriado do dia 9, uma quinta-feira.

Figura 20 – a e b – (a) Número de viagens que ocorreram simultaneamente em fevereiro de 2014 (em cima); (b) Número de vagas ocupadas ao mesmo tempo, em julho de 2015 (embaixo)

Desta forma, enquanto no gráfico superior da Figura 20 os picos apontam maior demanda da rede, no gráfico inferior os vales é que indicam tais demandas, pois quando há menos vagas ocupadas, há mais bicicletas em utilização. Nota-se, então, que a curva de ocupação deste período também possui um formato característico em dias úteis, repetindo-se de segunda a sexta. O padrão da curva aos domingos também é semelhante de semana a semana, sendo que apenas aos sábados é difícil de identificar um comportamento característico.

Comparando-se os gráficos da Figura 20, nota-se que, em ambos os períodos analisados, o domingo é o dia de maior utilização simultânea da frota. No segundo gráfico, porém, é possível notar que no feriado também há uma diminuição da capacidade ociosa do sistema. Ressalta-se, dessa maneira, a semelhança entre o padrão de utilização do sistema nos dois períodos (julho de 2015 e fevereiro de 2014), indicando que a demanda do Bike Sampa já possui um comportamento consistente; um padrão, portanto, possível de ser previsto.

Assim como em fevereiro de 2014, em julho de 2015 também há alguns dias que destoam dos demais, fugindo do formato da curva de ocupação típica para aquele dia da semana. Ainda pelas Figura 20, a primeira incidência deste tipo de situação é no dia 05/07, primeiro domingo do mês. Buscando essa data no histórico de condições climáticas da cidade, descobre-se que a temperatura média foi 14°C, com máxima de 15°C – a média de julho foi 18°C e a máxima média, 26°C.

Já no feriado, quando a ocupação apresenta um vale evidente, ainda que superior ao vale dos demais domingos, a temperatura média registrada foi de 18,5°C, sem precipitações, mas a máxima registrada foi de apenas 22°C. Por sua vez, o segundo e terceiro domingos do mês, dias 12 e 19 de julho, apresentaram média de 22°C e 21°C, com máximas de 26°C e 27°C, respectivamente, também sem precipitações. O último domingo do mês, em que a demanda foi um pouco menor, foi mais frio: média de 19°C e máxima de 22°C.

Assim, observando tais condições e analisando o comportamento da curva de ocupação nestes dias, valida-se inicialmente a hipótese de os fatores climáticos interferirem na utilização do Bike Sampa. Porém, o mais importante é que essa interferência não se resume apenas à ocorrência de chuvas.

Outro ponto é que a influência climática parece não afetar apenas as viagens de lazer, típicas de domingos e feriados: na terceira semana de julho há dois dias com comportamento atípico, 21 e 22. Na terça-feira (dia 21) a demanda é semelhante à dos outros dias úteis na primeira metade do dia, mas não na segunda metade. De fato, durante a manhã a temperatura registrada ficou sempre acima dos 20°C, porém caiu bastante após o meio-dia, até chegar aos 16°C às dez da noite. Já na quarta-

feira (dia 22), a máxima foi de apenas 18°C, com chuvas à tarde, o que pode explicar a alta ocupação de vagas ao longo do dia todo.¹

Ressalta-se, contudo, que a quantificação da influência climática na demanda pode ser realizada utilizando ferramentas estatísticas, em desdobramentos deste trabalho.

3.4.2. Análise das estações mais solicitadas

Das seções anteriores, nota-se que a demanda de alguns pontos específicos possui um comportamento interessante, como as estações Cidade Jardim (ID 78), João Cachoeira (ID 35) e as do Parque do Ibirapuera, próximas aos portões 5 (ID 47) e 6 (ID 46). Por conta disso, as análises a seguir apresentam os níveis de ocupação destes pares de pontos.

Primeiramente, os Gráficos 21-a e b e Gráficos 22-a e b apresentam os histogramas da ocupação das estações das estações próximas aos portões 5 e 6 do Parque do Ibirapuera (respectivamente), para os três períodos do dia definidos anteriormente, diferenciando dias da semana (esquerda) dos finais de semana (direita).

Em termos gerais, a primeira observação dos Gráficos 21 e Gráficos 22, permite concluir que o padrão de utilização nos dois portões é similar durante a semana, mas o Portão 5 fica sem bicicletas mais frequentemente do que o 6. Além disso, a ocupação média em número de bicicletas em ambos os portões é praticamente a mesma ao longo do dia: no Portão 5 de 4,8 pela manhã, 4,2 à tarde e 4,3 à noite; no Portão 6 é de 5,2 no primeiro período, 5,2 no segundo e 5,3 no terceiro. Em dias úteis, ambas as estações raramente ficam vazias pela manhã e nunca lotam. Na verdade, o ponto do portão 5 fica cheio de bicicletas apenas em noites de final de semana, ainda assim com uma frequência muito baixa, de 4% do tempo total.

¹ Pesquisas de condições atmosféricas realizadas ao longo do trabalho em: <http://www.wunderground.com/>

Gráficos 21 – a e b – Ocupação da estação do Portão 5 do Ibirapuera em dias úteis (esq.) e em finais de semana (dir.)

Gráficos 22 – a e b – Ocupação da estação do Portão 6 do Ibirapuera em dias úteis (esq.) e em finais de semana (dir.)

A fim de facilitar a comparação do comportamento de cada portão, os Gráficos 23-a ao f apresentam a ocupação de ambas as estações, separando os dados por período e tipo de dia (esquerda representa dias da semana e direita, finais de semana). Este segundo conjunto de gráficos revela que o comportamento das duas estações é parecido de segunda a sexta, mas bem diferente nos finais de semana.

A distribuição de frequências é mais equilibrada nas noites da semana, principalmente no Portão 6, mas, em geral, ambas as estações tendem a possuir entre 2 e 5 bicicletas. É mais difícil encontrar um padrão de uso nos finais de semana, principalmente para o Portão 5. Contudo, nas manhãs de sábado e domingo a distribuição do nível de ocupação é bem concentrada entre 3 e 5 bicicletas para o Portão 6 e 2 e 5 para o Portão 5, sendo que nesse período as estações nunca lotam e raramente ficam vazias (apenas o Portão 6 ficou vazio neste período, em apenas 0,4% do tempo).

Gráficos 23 – a até f – Histogramas de ocupação do Portão 5 e 6 do Ibirapuera, separados por período e de acordo com o dia

A outra dupla de estações analisadas é a da João Cachoeira e da Cidade Jardim, cuja demanda é apresentada nos Gráficos 24. A média de ocupação destas estações varia ao longo do dia. Em dias úteis, o ponto da João Cachoeira fica em média com 4,15 bicicletas estacionadas durante a manhã, 6,04 à tarde e 2,33 à noite.

Este comportamento condiz com os dados obtidos do Itaú, apresentados nas Figuras 17, Figuras 18 e Figuras 19, pois o desbalanceamento desta estação é causado por mais devoluções no primeiro período e mais retiradas no terceiro. No segundo período, a estação está relativamente balanceada, o que neste caso resulta em uma ocupação de 50% das vagas. Por sua vez, o ponto da Cidade Jardim possui média de ocupação semelhante de manhã e à tarde (3,53 e 3,73, respectivamente), porém este número aumenta à noite (6,01). Novamente, os dados confirmam o que havia sido apontado anteriormente, pois o desbalanceamento desta estação se opõe ao comportamento da João Cachoeira: de manhã há mais retiradas e à noite, devoluções, por isso a ocupação resultante ao fim do dia é alta.

Contudo, não é só a média (do número de bicicletas estacionadas em cada período) que é capaz de revelar aspectos do padrão de utilização das estações. O formato dos histogramas também é importante, pois indica se há uma tendência em torno da média, ou se a frequência de cada nível de ocupação é semelhante.

No caso dos Gráficos 24-a, -c e -e (dias úteis), nota-se que de manhã as estações têm maior probabilidade de ficar com menos de 4 bicicletas, porém a João Cachoeira chega a lotar, ficando com 10 ou mais bicicletas em quase 10% do tempo, enquanto a Cidade Jardim dificilmente chega a ter 9 unidades estacionadas. Já à tarde, as frequências de ocupação da João Cachoeira são distribuídas mais uniformemente, enquanto a da Cidade Jardim tem comportamento semelhante ao do primeiro período.

À noite, por sua vez, a situação se inverte, sendo que a Cidade Jardim tem frequências mais bem distribuídas, apesar de nunca esvaziar, e a João Cachoeira tem uma tendência muito grande de ficar vazia, chegando a ficar com menos de 2 bicicletas em mais de 50% do tempo.

Por fim, os Gráficos 24-b, -d e -f (dias não úteis), apresentam comportamento bem diferente dos dias úteis, corroborando a hipótese de que as estações são usadas com perfis bastante distintos aos fins de semana.

Gráficos 24 – a até f – Histogramas de ocupação das estações João Cachoeira e Cidade Jardim, separados por período e de acordo com o dia

3.5. Conclusões desta caracterização de uso

Foram apresentados os dois SBCs oficiais em operação na capital paulista: Ciclo Sampa e Bike Sampa. O sistema Bike Sampa foi escolhido como objeto de estudo por ter maior adensamento de estações (mais estações por área), maior área de cobertura e por aparentar estar mais ligado à capilaridade da malha de transporte coletivo.

Assim, caracteriza-se a rede do Bike Sampa, que cobre bairros das regiões Oeste, Centro, Centro-Sul, Sudeste e Leste 1 da cidade de São Paulo, em uma região restrita ao leste do Rio Pinheiros e ao sul do Tietê. A rede atual do sistema permite que usuários acessem os eixos principais de transporte utilizando bicicletas compartilhadas, mas conclui-se que ainda é necessário haver expansão da rede para que ela cubra a demanda de outras áreas. Além disso, foram estabelecidas todas as combinações de pares de origem-destino utilizadas no sistema e apresentados os aspectos práticos de funcionamento do sistema.

Além disso, a análise dos dados do Bike Sampa permitiu a comparação com SBCs de outros países, por meio do cálculo dos KPIs já consolidados na literatura. Nesse sentido, o sistema paulistano revela-se subutilizado e com baixa aderência da população, o que pode ser explicado pela jovialidade do sistema, atrelada ao fato de que historicamente a cidade ainda não possui uma forte cultura de ciclismo. A própria baixa adesão de usuárias do sexo feminino pode ser um indicativo de que o sistema ainda não está maduro, uma vez que conforme o SBC amadurece, ambos os gêneros tendem a apresentar representatividade equivalente na demanda.

Por outro lado, ao analisar as viagens e o uso das estações, já é possível identificar padrões de demanda, sendo um deles referentes aos dias úteis, outro aos sábados, e outro aos domingos e feriados. Tais padrões já existiam em fevereiro de 2014 e se mantiveram nos dados de julho de 2015, coletados especialmente para este trabalho.

Especificamente com relação à utilização das estações em dias úteis, nota-se que a demanda é similar à de outros sistemas, como o novo iorquino e o parisiense, com dois picos de viagens: no início da manhã e no fim da tarde. No entanto, os picos de demanda observados pela manhã em São Paulo são inferiores aos picos de demanda no fim da tarde. Para o autor deste trabalho fica outro indício de falta de maturidade

do sistema, uma vez que, por falta de confiança em seu funcionamento, a população de usuários possa estar utilizando mais o sistema para voltar do trabalho do que para ir ao trabalho, por exemplo – já que um possível atraso causado por falta de espaço para estacionar uma bicicleta é menos impactante no retorno para casa do que na chegada ao trabalho.

Mais do que isso, é possível diferenciar a demanda das estações conforme sua localização, sendo que os pontos próximos a parques são substancialmente utilizados para fins de lazer, apresentando alta incidência de viagens circulares e uma distribuição de demanda ao longo do dia bastante distinta das outras estações.

Ao examinar as estações e os trajetos mais solicitados, evidencia-se que há um grande volume de viagens realizadas de/para o trabalho. Novamente, tanto os dados de 2014 como os de 2015 revelam esta tendência, sugerindo inclusive que as bicicletas estão sendo utilizadas de maneira complementar à rede de transporte de massa, por exemplo entre as estações de trem da Marginal Pinheiros e o bairro Itaim Bibi.

Ainda sobre a análise de dados, foi possível revelar o impacto das condições climáticas na demanda do sistema. Como esperado, em dias frios e/ou chuvosos os usuários deixam de realizar viagens de bicicleta, provavelmente optando por outra modalidade de transporte. O impacto desses fatores na demanda mostrou-se significativo.

Devido a esses aspectos levantados no presente trabalho conclui-se que é possível aplicar técnicas estatísticas para tentar prever o comportamento do sistema, pois os dados exibem um padrão global (do sistema como um todo) e local (das estações individualmente). Ainda, como supracitado, conclui-se que fatores externos como o dia da semana e as condições climáticas são fundamentais e devem ser levados em conta neste processo.

Quanto à operação atual do sistema e à aplicabilidade real das técnicas desenvolvidas nesta pesquisa, foi possível verificar que já são realizadas realocações estáticas, fora do período de operação do sistema. No entanto, são ínfimas as realocações realizadas de maneira dinâmica em dias úteis, ou seja, ao longo do dia e da operação do SBC. Portanto, mesmo que este tipo de procedimento já faça parte da realidade

do operador, a maioria dos rebalanceamentos é realizada em períodos noturnos ou durante a madrugada e, ainda, em pequena escala. Além disso, o fato dessas decisões de rebalanceamento hoje não possuírem uma metodologia estruturada e não apresentarem sequer o registro de suas operações realizadas em algum sistema revela uma oportunidade de melhoria importante.

Ainda, a existência de diversas estações vazias em certos períodos do dia sugere que é possível melhorar o nível de desempenho do sistema em termos de quantidade de viagens por unidade da frota de bicicletas, pois provavelmente existe demanda reprimida nesses horários.

Ao final da análise de dados e caracterização do SBC, adquire-se um nível de conhecimento do problema que não seria possível sem este estudo, e se torna natural a definição e obtenção dos dados utilizados no modelo híbrido desenvolvido, a seguir:

- Total de viagens, por hora e por origem-destino;
- Desbalanceamento de cada estação, por turno;
- Duração das viagens por origem-destino;
- Variação de demanda para 20 dias úteis de análise;
- Estimativa de estoques iniciais e janelas de reposição, por estação;

Por fim, dados detalhados de estações e viagens do sistema são apresentados nos APÊNDICES B, C e D ao final da presente tese.

4. MODELO HÍBRIDO DE SIMULAÇÃO E OTIMIZAÇÃO

Dado o contexto apresentado nos capítulos anteriores, no qual está inserido o presente trabalho, optou-se pelo desenvolvimento de um modelo híbrido de simulação-otimização para abordar o problema de rebalanceamento dinâmico em SBCs.

A escolha do método é embasada nas informações levantadas na literatura e na expectativa de potencial aplicação do sistema desenvolvido a problemas reais. Isso é, em sistemas reais, parte das informações necessárias para a tomada de decisão em rebalanceamento de SBCs estão disponíveis, mas não necessariamente organizadas e nem sempre utilizadas. Em ambiente computacional, essa conjuntura e essas informações (ou seja, toda a envoltória do problema) podem ser representadas por meio de um modelo de simulação. Esse modelo de simulação, por sua vez, ganha mais robustez e aplicabilidade real ao ser apoiado por módulos de otimização, desde que esses módulos sejam executados em tempo computacional razoável.

Além disso, ao se utilizar a simulação em conjunto com a otimização torna-se mais acessível a elaboração e avaliação de cenários, além da consideração dos componentes aleatórios do rebalanceamento dinâmico (variabilidade do fluxo de usuários no sistema, por exemplo). No presente trabalho, estas incertezas são tratadas como dados de entrada para o modelo híbrido de simulação-otimização, de forma a aproximá-lo mais da realidade.

Assim, descreve-se a seguir o modelo desenvolvido e os métodos utilizados.

4.1. Descrição do modelo híbrido

O modelo híbrido de simulação-otimização do presente trabalho pode ser classificado de acordo com a taxonomia proposta por Figueira e Lobo (2014), de forma simplificada, como um modelo de simulação que utiliza otimização para cálculos específicos.

Relembrando, o método proposto pode ser classificado como GS-SIBO (Propósito da Simulação: Geração de Soluções (GS) – Estrutura Hierárquica: Simulação com

Iterações Baseadas em Otimização (SIBO)) com relação à interação entre simulação e otimização, uma vez que o propósito da simulação é gerar a solução, utilizando otimização para determinados cálculos. Por sua vez, a estrutura hierárquica é tal que em partes específicas das iterações de um processo de simulação, um processo completo de otimização é executado.

Mais especificamente, o método deste trabalho pode ser classificado como: Simulação Baseada em Otimização Iterativa (SBOI) (destacado na Figura 2, página 74): em vez de seguir um procedimento sequencial, a otimização pode ser chamada durante a execução da simulação. Esse acionamento pode ocorrer após certos períodos constantes ou após algum evento específico, como é o caso do método utilizado neste trabalho.

Ou seja, o modelo de otimização é um elemento externo, acionado em eventos específicos da simulação. A otimização, então, recebe os dados necessários para sua execução e retorna o resultado ótimo para esta situação.

Tal composição se faz importante no ambiente dinâmico pois, lembrando Kall e Wallace (1994), para a solução de problemas de programação dinâmica estocástica, haverá uma decisão para cada estado em cada etapa – porque não é possível planejar a solução para todos os períodos (turnos) de forma antecipada. Dessa forma, o método simulação-otimização mostra-se capaz de representar tais situações.

Além disso, tem-se por hipótese que um problema complexo e de difícil resolução na íntegra por meio de um método único, pode ser mais facilmente abordado se for decomposto em modelos mais simples, ainda que se corra o risco de redução da qualidade da solução. Tais modelos, apesar de mais simples se observados separadamente, ao atuarem em conjunto revelam grande potencial para a resolução deste tipo de problema. Dessa forma, o método utilizado neste trabalho apresenta modelos modulares, que podem inclusive funcionar isoladamente, de maneira simplificada, mas que fornecem maior capacidade de resolução de problemas quando atuando em conjunto.

Complementando, conforme levantado na literatura, além de modelos separados, a decomposição da execução em etapas é uma grande aliada na resolução de

problemas complexos – por exemplo, o trabalho de Yang et al. (2008) que aborda o rebalanceamento de frota para locadora de veículos e realiza a clusterização (agrupamento) de regiões, de modo que cada grupo (cluster) compartilhe uma frota de veículos por determinado tempo; define os tipos de veículos para cada grupo e, finalmente, baseado em estudos de previsões de demanda e em políticas de reserva, preços e estoques, realiza o rebalanceamento de curto prazo em cada grupo.

Forma, Raviv e Tzur (2015), por sua vez, estabeleceram três passos para abordagem do rebalanceamento de SBCs. A técnica utilizada compreende a separação das estações em clusters por meio de uma heurística de economias, seguida por uma etapa de ordenação de resolução dos clusters, finalizando com a obtenção das melhores rotas para realizar as realocações de fato. No entanto, os autores limitam-se à resolução do problema do rebalanceamento estático, fora do período de operação do SBC. No método do presente trabalho, ao abordar o problema no ambiente da simulação, torna-se possível utilizar elementos de operação diurna de SBCs, realizando assim o rebalanceamento dinâmico.

Seguindo essa linha de raciocínio de divisão do problema para sua resolução em etapas, o modelo híbrido idealizado e proposto neste trabalho foi desenvolvido com sua lógica própria e é composto por quatro elementos principais, apresentados a seguir:

- **Modelo de simulação:** responsável por representar o SBC, seu funcionamento, seus elementos e relação entre eles, características, demandas – enfim, o ambiente como um todo;
- **Heurística de clusterização (agrupamento):** cálculos realizados para cada turno (período) de operação do sistema, isso é, manhã, tarde e noite. É o responsável por dividir um grande problema em problemas menores, de modo a facilitar os próximos passos. Deve-se atentar que a geração de clusters reduz o tamanho e a complexidade do problema, mas, cria a tendência de perda de otimalidade em sua resolução, além de gerar possíveis *tradeoffs* entre ótimo local e ótimo global. É definida adiante neste capítulo como Heurística 1.;
- **Heurística de seleção de estações e acionamento do otimizador:** elemento interno do simulador, é o que determina quais estações do cluster definido

pela Heurística 1 deverão ser roteirizadas e atendidas nessa ocasião (na rota atual). Para tal, é munido de elementos históricos, como o desbalanceamento esperado para cada estação no referido turno e, também, de elementos e dados atuais, como a situação do estoque de cada estação. Além disso, ao fim de sua execução, aciona-se o otimizador. Seu funcionamento é apresentado mais adiante neste capítulo como Heurística 2.

- **Otimizador:** modelo de otimização que atua em ambiente externo ao do modelo de simulação, mas cujos resultados são repassados à simulação e são utilizados por ela. Este modelo comunica-se com a simulação por meio da leitura e gravação de arquivos auxiliares. De forma resumida, seu funcionamento dá-se da seguinte maneira: recebe uma lista de estações e tarefas de coleta e entrega relacionadas a cada uma delas, além de uma matriz de distâncias entre as estações e informações do veículo (capacidade e bicicletas já carregadas). Realiza os cálculos e retorna ao modelo de simulação o roteiro ótimo para realização dessas tarefas.

Além dessa caracterização dos principais componentes do modelo híbrido, é importante definir as quatro etapas de seu funcionamento, conforme segue:

1. **Clusterização (agrupamento) das estações:** O primeiro passo efetuado no modelo híbrido é a clusterização (agrupamento). Apenas no início de cada turno do dia (manhã, tarde e noite, definidos na seção 3.3.5 do presente trabalho), a Heurística 1 (descrito na seção 4.2.3) calcula e determina os clusters de estações que deverão ser atendidos por cada veículo rebalanceador. A montagem dos clusters agrupa estações com demandas complementares por coletas e por entregas (com prioridade de atendimento às coletas pois, no entendimento do autor, a falta de vagas para devolução é mais crítica para o usuário do que a falta de bicicletas para locação). Além disso, buscou-se o agrupamento de estações com menores tempos de viagem entre si. Tais componentes (potenciais de rebalanceamento e os tempos de viagem entre as estações) podem ser entendidos como análogos aos de modelos gravitacionais, que levam em conta a atração e a distância entre os elementos considerados. Para cada cluster tem-se como pressuposto a alocação de apenas um veículo.

2. **Seleção das estações para rebalanceamento de um dado cluster:** este segundo passo acontece para todas as rotas do veículo rebalanceador. Sempre que um veículo rebalanceador estiver disponível, ele aciona esta etapa, que se refere à seleção das estações do cluster em questão que serão atendidas por ele no momento atual. Dessa forma, por meio dos cálculos apresentados adiante na Heurística 2 (seção 4.2.3), realizados com base em informações históricas e estoques atuais, define-se quais as estações que devem ser rebalanceadas e as respectivas quantidades de bicicletas a serem coletadas/entregues nesta rota;
3. **Roteirização das coletas e entregas:** o terceiro passo refere-se ao acionamento do otimizador. Sempre que a etapa 2 (seleção das estações para realocação) é finalizada, o roteirizador é acionado. Para tal, geram-se arquivos de comunicação (que contêm os dados de entrada do otimizador) e executa-se a função que ativa este módulo de otimização. Após a finalização da otimização, o modelo otimizador gera arquivos de comunicação (que contêm os resultados obtidos pelo roteirizador) para leitura do simulador;
4. **Execução do roteiro pelo veículo no simulador:** o último passo, por sua vez, diz respeito à realização do roteiro definido pelo otimizador no passo anterior. A execução do roteiro é então realizada pelo veículo rebalanceador no ambiente da simulação. Vale frisar que, como se trata de um modelo dinâmico, a cada instante o sistema pode estar alterado – logo, nem sempre o veículo conseguirá seguir exatamente o que foi definido pelo roteirizador.

Ao fim da etapa 4 (término da execução do roteiro), cada veículo rebalanceador retorna à etapa 2 (seleção das estações para rebalanceamento), posteriormente realiza a etapa 3 (acionamento do otimizador) e novamente a etapa 4. E assim segue sucessivamente até o fim do respectivo turno. No início do próximo turno, retorna-se à etapa 1 (Clusterização das estações) e se segue o fluxo normalmente. Repete-se esse procedimento até o final dos três turnos componentes do dia da simulação.

Ressalta-se que cada veículo atua de maneira independente, de forma que os inícios ou terminos de seus roteiros não têm nenhuma relação entre si (um dos benefícios da

clusterização das estações e que pode facilitar a gestão da operação em sistemas reais).

Dessa forma, descrevem-se as etapas de funcionamento do modelo híbrido de simulação-otimização. A Figura 21, por sua vez, apresenta de maneira esquemática esse funcionamento.

Figura 21 – Representação gráfica do modelo híbrido construído

Se em alguma estação da rota o veículo não for capaz de efetuar totalmente a coleta ou a entrega a que foi designado, ele a realiza parcialmente e computa a diferença para fins estatísticos.

Além disso, a primeira execução da Heurística 2 (seleção de estações) de cada turno é acionada por um operador condicional que considera o estoque e a demanda histórica da estação mais demandante de coleta de seu respectivo cluster (explicação detalhada na seção 4.2.3). A partir daí todos os acionamentos subsequentes da Heurística 2, dentro desse mesmo turno, são realizados pelo próprio veículo, de forma

automática e utilizando os dados de estoque das estações naquele momento, ao fim de cada rota realizada por ele.

4.1.1. Conexão dos modelos de simulação e otimização

No método proposto pelo presente trabalho, os modelos de simulação e otimização são independentes e modulares, ou seja, poderiam funcionar sem coexistir. Isso confere uma liberdade muito importante para a confecção dos próprios modelos, bem como para a revisão e manutenção dos mesmos. Isso é, no modelo híbrido construído poderia se optar por utilizar outro modelo de otimização – mais complexo, por exemplo.

Além disso, outras heurísticas de clusterização, complementadas por metaheurísticas, por exemplo, poderiam ser implementadas – sem que se perdesse as características do método híbrido e da estrutura dos 4 passos desenvolvida no presente trabalho. O método híbrido permite que se utilize o potencial de cada metodologia em conjunto e, assim, é possível alcançar o objetivo do rebalanceamento com maior qualidade.

Dessa forma, o modelo de otimização foi implementado computacionalmente utilizando-se o *software GLPK – GNU Linear Programming Kit*. O programa foi escolhido por ser um software livre, eficaz, difundido academicamente e comercialmente, além de ser capaz de gerar arquivos executáveis em lotes (.bat).

Para a simulação, como citado anteriormente, utilizou-se o software AnyLogic, cuja base de programação em linguagem Java facilita o acionamento de rotinas externas, como o módulo de otimização.

A conexão entre os modelos é realizada pela gravação e leitura de arquivos do tipo .csv. Isto é, um veículo ao solicitar uma tarefa (rota de rebalanceamento), ativa a Heurística 2, que, por sua vez, após executado, aciona o módulo de otimização.

Ao acionar a otimização, a simulação gera arquivos .csv com todas as informações necessárias à realização da otimização: capacidade do veículo rebalanceador, quantidade de bicicletas atualmente contidas nele, estações selecionadas, respectivo número de bicicletas a serem coletadas ou entregues e tempos de trajeto para todos os pares de estações. Uma função Java do modelo de simulação, então, paralisa a

execução da simulação, aciona o arquivo executável do modelo de otimização e aguarda seus resultados.

O modelo de otimização, por sua vez, realiza a leitura desses arquivos, executa suas rotinas e escreve seus resultados obtidos em outro arquivo .csv contendo as informações referentes ao roteiro ótimo calculado para aquela situação específica: ordem de atendimento das estações e suas respectivas coletas e entregas.

Nesse momento, então, o modelo de simulação recebe a informação da geração dos resultados da otimização, lê estes arquivos gerados pelo otimizador, atribui as informações deste roteiro ótimo ao veículo correspondente e retoma a simulação normalmente, com o veículo executando seu roteiro.

4.2. A Simulação

Esta seção apresenta os componentes do modelo de simulação, sua implementação e utilização.

4.2.1. Modelagem conceitual e implementação

A técnica escolhida para a construção do modelo de simulação foi a SBA – Simulação Baseada em Agentes. Isso por conta das características levantadas na seção 2.6.4 do presente trabalho e da facilidade de implementação de comunicação entre seus elementos e, também, para o acionamento de elementos externos.

Esse modelo foi elaborado a partir de quatro elementos representativos de SBCs, relacionados a suas contrapartes do sistema real, e um elemento de integração dos anteriores. Apresenta-se, a seguir, esses elementos e uma descrição de cada um deles:

- **Station:** elemento geográfico do SBC, com localização, capacidade e número inicial de bicicletas definidos;

- **Trip**: elemento representativo da demanda do sistema, central ao funcionamento do modelo. Contém 4 informações: momento de início da viagem, tempo de duração, estação de origem e estação de destino;
- **Bike**: serve a propósitos estatísticos de avaliação de uso das bicicletas;
- **Truck**: elemento ativo do processo de rebalanceamento, caracterizado por uma capacidade, um turno de operação e uma rota – atributo interno do veículo rebalanceador (caminhão) que contém informações sobre estações a serem atendidas e número de bicicletas retiradas de cada estação ou entregues em cada uma delas;
- **Main**: corresponde ao elemento de integração, ambiente em que todos os elementos se comunicam. Neste caso específico, corresponde ilustrativamente ao mapa da cidade de São Paulo.

Além disso, conforme discutido na seção 3.3.5 do presente trabalho, existem três turnos (períodos) de características específicas de demanda, que foram tratados em separado. A saber: Manhã (das 06:00 às 10:59), Tarde (das 11:00 às 15:59) e Noite (das 16:00 às 22:00).

Dessa forma, em cada turno específico há uma demanda de geração das viagens das bicicletas (*Trip*) para cada estação de origem (*Station*). Ao se gerar uma viagem, ela verifica a disponibilidade de uma bicicleta (*Bike*) na estação e então sorteia a estação de destino de acordo com sua probabilidade associada e atribui sua respectiva duração de trajeto, de acordo com as características de cada turno.

Ao fim do tempo de trajeto, a estação de destino recebe a bicicleta, caso haja espaço disponível, ou aguarda até que uma vaga seja liberada, gerando tempo de espera.

O caminhão (*Truck*), por sua vez, em cada turno inicia sua jornada em uma estação específica. O elemento caminhão aciona a rotina externa de otimização e recebe as informações referentes às suas tarefas: um roteiro de coleta e entrega de bicicletas em algumas estações. Após a finalização desse roteiro, o caminhão aciona novamente o otimizador, e assim sucessivamente, até o fim do turno.

Portanto, o único elemento com capacidade de tomada de decisão é o *Truck*, cujo fluxograma de estados é apresentado na Figura 22.

Figura 22 – Diagrama de estados elemento Truck

O modelo não possui um elemento que gerencie seu funcionamento, mas sim uma rede de comunicação entre os elementos para que a sincronia seja verificada. Tal sincronia pode ser exemplificada com a reunião das informações disponíveis no sistema cada vez que o veículo rebalanceador aciona a rotina do otimizador. Essas condições variam com o tempo e fornecem as informações necessárias para o otimizador programar as ações do caminhão

Observa-se nessa modelagem uma quebra de paradigma. O objeto central do SBC real é o conjunto de bicicletas, porém, no modelo, a bicicleta não passa de um elemento estatístico ou de estoque nas estações, sendo que todas as operações são realizadas pelo representante da viagem ou pelo representante do caminhão. Soma-se a essa diferenciação a descentralização da tomada de decisões dentro do modelo, de forma que não há nenhum elemento de gerenciamento, o que torna o modelo conceitualmente fiel à realidade, como apresentado nas caracterizações de uso do SBC Bike Sampa, onde são verificados diversos perfis de usuários.

O modelo foi implementado no software AnyLogic, por 3 fatores decisórios: disponibilidade de licença acadêmica compatível às necessidades da modelagem, versatilidade da linguagem do programa (Java) para integração com a rotina de otimização e adequabilidade para modelagem e simulação de sistemas logísticos, como citado por Brito (2016).

4.2.2. Validação e calibração

Os dados disponibilizados pelo operador do sistema real não contemplam as operações de rebalanceamento. Portanto, a calibração do modelo deve garantir que não haja ocorrências de falta de bicicletas nem falta de vagas em um turno de operação do sistema. Dessa forma, o modelo é considerado validado e calibrado para o turno inicial quando, utilizando dados de viagens reais, não ocorrem essas faltas.

Vale ressaltar que as operações de rebalanceamento que ocorreram durante o dia são reduzidas, acontecendo geralmente nas mesmas estações, em apenas alguns dias do mês, portanto espera-se que, ao final da etapa de calibração, nenhuma estação tenha sua capacidade desrespeitada.

A validação e calibração dos estoques iniciais do modelo foram obtidas da seguinte forma:

1. Gera-se todas as estações com estoque inicial igual à metade de sua capacidade;
2. Executa-se uma rodada de simulação do primeiro turno de operação com dados reais de viagens (origens, destinos e tempos);
3. As estações que sofrerem com falta de bicicleta têm uma bicicleta adicionada em seu estoque inicial na próxima iteração (desde que respeite o limite máximo de capacidade da estação). As estações que apresentarem falta de vaga para devolução têm uma bicicleta diminuída em seu estoque inicial na próxima iteração (desde que tal estoque seja maior ou igual a zero).
4. Repete-se os passos 2 e 3 até que não haja mais falta de bicicleta nem de vagas para a realização das viagens reais escolhidas para validação e calibração do sistema.

Através destes passos é possível validar as implementações das viagens, das estações e das bicicletas, ao obrigar que as viagens que se iniciem em uma estação utilizem de fato bicicletas que tenham sido deixadas por outras viagens.

Após um conjunto de iterações, verifica-se que o resultado de retiradas de bicicletas das estações iguala-se aos dados reais utilizados. Dessa forma, considera-se o

modelo validado e se obtém os estoques iniciais de bicicletas de cada estação suficientes para garantir o balanço de massa do sistema.

4.2.3. Heurística de clusterização e acionamento da otimização

A composição dos clusters de estações do SBC pode ser feita a partir de diversas características do sistema, utilizando-se parâmetros exclusivamente geográficos, parâmetros exclusivamente de demanda – ou outros de relevância para o sistema estudado – ou associações de duas ou mais características com o objetivo de ponderar a participação de cada fator na composição dos clusters.

No presente trabalho, a lógica de clusterização parte do pressuposto de que a categorização das estações depende:

- De sua demanda – diferenciada entre demanda por vagas e demanda por bicicletas;
- De sua distância para outra (s) estação (ões) – utilizada para determinar um número estimado de viagens possíveis entre a estação em questão e outra a determinar;
- Do turno dos caminhões de rebalanceamento – necessário para limitar a janela de tempo disponível para as operações do veículo rebalanceador.

A associação dos parâmetros citados de demanda, distância entre estações e tempo de turno compõe o que foi denominado neste trabalho por potencial de rebalanceamento.

O parâmetro de demanda foi definido considerando que, na perspectiva do usuário, falta de vagas é um fator mais crítico do que falta de bicicletas. Dessa forma, o valor desse parâmetro deve ser tanto maior quanto maior for a necessidade de retirada de bicicletas no rebalanceamento.

Cumprindo essa regra proposta, obtém-se um parâmetro da forma apresentada na Equação 1, para cada estação i do sistema, calculado para cada turno do dia:

$$P_{demanda,i} = retiradas - devoluções \quad (1)$$

Onde retiradas e devoluções são dados históricos médios de cada estação, para dias úteis, no respectivo turno (manhã, tarde ou noite). Ressalta-se que pode-se gerar um viés se, no passado, retiradas e devoluções foram prejudicadas pela falta de rebalanceamento.

Para que se estabeleça um comparativo matricial (entre cada estação i e estação j do sistema), é necessário estabelecer o parâmetro de demanda que considere a demanda relativa entre as estações, constituindo-se então, o potencial de demanda entre as estações i e j , da forma apresentada na Equação 2:

$$\begin{aligned} Pot_{demanda,ij} &= Min\{|P_{demanda,i}|, |P_{demanda,j}|\}, se P,i \times P,j < 0 \\ Pot_{demanda,ij} &= 0, caso contrário \end{aligned} \quad (2)$$

A consideração de que o valor do potencial de demanda matricial (potencial de demanda calculado entre cada estação i e estação j) se anula quando o produto dos parâmetros de demanda de cada estação é positivo ou nulo deve-se à natureza do próprio parâmetro:

- Quando ambos os parâmetros são maiores do que zero, deve-se entregar bicicletas em ambas as estações;
- Quando ambos os parâmetros são menores do que zero, deve-se coletar bicicletas de ambas as estações.

Portanto, quando o produto entre os parâmetros de duas delas for maior do que zero, não é vantajoso realizar nenhum reposicionamento de bicicletas entre essas duas estações.

Pode-se definir também, em consequência da estrutura matricial do potencial de demanda, um vetor de potenciais de demanda das estações, com o qual é possível

identificar quais estações tem maior permeabilidade (mais bicicletas ou vagas para oferecer) de rebalanceamento, conforme a Equação 3:

$$Pot_{demanda,i} = \sum_{j=1}^n Pot_{demanda,ij} ; para\ todo\ i \quad (3)$$

O próximo potencial considerado, de distância, é definido em função do potencial de demanda matricial e do parâmetro de tempo – definido como a duração do turno em que se faz a avaliação. Ele corresponde ao número máximo de viagens que podem ser efetuadas entre a estação i e a estação j , da forma apresentada em (4):

$$TempoOperacional_{ij} = \frac{dist_{ij}}{V_m} + (Pot_{demanda,ij} \times T_{serviço}) + T_{preset} \quad (4)$$

$$Pot_{distância,ij} = \frac{P_{TempoTurno}}{TempoOperacional_{ij}}$$

Onde $P_{TempoTurno}$ corresponde à duração do turno atual, $dist_{ij}$ corresponde à distância entre as estações i e j , V_m corresponde à velocidade média do veículo de realocação na região de operação – no presente trabalho considera-se a velocidade média de um caminhão em São Paulo –, $T_{serviço}$ corresponde ao tempo de embarque ou desembarque de uma bicicleta no caminhão, e T_{preset} corresponde ao tempo de setup de um caminhão durante a operação de rebalanceamento, ou seja, o tempo fixo de atendimento de uma estação.

Com essa expressão, estima-se o número de viagens que se pode realizar, entre as estações i e j , no turno analisado.

Por meio dos potenciais iniciais, de demanda e distância, é possível calcular o potencial de rebalanceamento final entre todas as estações do sistema, enfim segue a Eq. 5:

$$Pot_{rebalanceamento,ij} = Pot_{demanda,ij} \times Pot_{distância,ij} \quad (5)$$

O potencial de rebalanceamento permite criar uma escala entre as estações comparando a permeabilidade de cada estação às operações de rebalanceamento, em função do número de operações, número de bicicletas, turno (período) do veículo

e distância entre estações. Dessa forma, pode-se considerar esse potencial de rebalanceamento análogo a uma atração gravitacional.

Uma vez definido esse potencial, é possível prosseguir para o procedimento de clusterização inicial, de acordo com o pseudocódigo apresentado na Heurística 1.

Heurística 1: pseudocódigo de clusterização inicial das estações.

1. Ordena as estações com o $P_{\text{demanda},i}$ do menor para o maior (ou seja, do mais negativo para o mais positivo).
 2. Seleciona a primeira, inclui no cluster, soma seu $P_{\text{demanda},i}$ na somatória de demanda do cluster e remove da lista.
 3. Se somatória de demanda do cluster > 0 : executa etapa 11. Caso contrário, segue para etapa 4.
 4. Seleciona a estação com maior $P_{\text{otrebalanceamento}, ij}$ calculado com relação a todas as outras estações deste cluster. Inclui no cluster, soma seu $P_{\text{demanda},i}$ na somatória de demanda do cluster e remove da lista.
 5. Soma o tempo de operação entre esta estação selecionada e a anteriormente selecionada (para este cluster) na somatória de tempo do cluster (Este tempo de operação é dado por: $\text{TempoOperacional}_{ij}$, definido na Eq. (4)).
 6. Verifica se a somatória dos $P_{\text{demanda},i}$ do cluster é negativa:
 7. Se sim, repete a partir do passo 4;
 8. Se não, executa passo 9.
 9. Verifica se a somatória de tempo do cluster $<$ turno ($P_{\text{TempoTurno}}$):
 10. Se sim:
 11. Seleciona a estação com maior $P_{\text{otrebalanceamento}, ij}$ calculado com relação a todas as outras estações deste cluster. Inclui no cluster, soma seu $P_{\text{demanda}, i}$ na somatória de demanda do cluster e remove da lista. Soma o tempo de operação entre esta estação selecionada e a anteriormente selecionada (para este cluster) na somatória de tempo do cluster (Eq. (4));
 12. Repete a partir do passo 3.
 13. Senão:
 14. Verifica se pelo menos as “top 10%” estações da lista original do passo 1 tenham sido clusterizadas:
 15. Se sim, **finaliza a clusterização**;
 16. Senão, inicia-se outro cluster e repete a partir da etapa 2.
-

A Heurística 1 é utilizado para criar os clusters (agrupamentos) de atuação de cada turno. A partir da determinação dos clusters (que contemplam pelo menos as “top 10%” estações de maior necessidade de coleta de bicicletas), cada veículo rebalanceador é alocado em um cluster, na mesma ordem de criação destes clusters, até que todos os clusters gerados tenham sido cobertos ou todos os veículos tenham sido alocados. (“Top 10%” são as N estações de maior necessidade, onde $N = 10\%$ do número total de estações. Exemplo, se há 140 estações, “Top 10%” significa as 14 estações de maior necessidade de coleta de bicicletas).

Após isso, cada veículo inicia sua jornada na estação com menor (mais negativo) $P_{demanda, i}$ (maior demanda por coleta) de cada cluster e atua ao longo de seu turno (período) rebalanceando as estações de acordo com o estabelecido na Heurística 2, seguindo o roteiro de atendimento (coleta e entrega) definido pelo otimizador. Ou seja, uma vez definidos os clusters iniciais, foi possível desenvolver uma heurística para seleção das estações e quantidade de bicicletas a serem reposicionadas.

Para a seleção das estações atendidas, deve ser feita uma avaliação do cenário atual dos estoques e previsões de demanda de todo o cluster em que o veículo está inserido. Para tanto, define-se agora um Potencial de Demanda Momentânea, que é constituído da capacidade da estação, seu estoque e o desbalanceamento histórico e cuja função será de facilitar a seleção da origem da rota. Tem sua forma apresentada na Equação 6:

$$Pot_{dem,mom,i} = \text{Mín}(0, Capacidade_i - Estoque_i + P_{demanda,i}) ; \text{se } P_{demanda,i} < 0$$

$$Pot_{dem,mom,i} = \text{Máx}(0, P_{demanda,i} - Estoque_i) ; \text{caso contrário}$$
(6)

Por exemplo, supondo uma capacidade de 12 bicicletas, uma estação com estoque de 4 bicicletas e $P_{demanda, i} = -9$ é menos prioritária do que uma estação cujo estoque seja 10 e $P_{demanda, i} = -6$. A primeira estação do exemplo apresentará $Pot_{dem,mom,i} = 12 - 4 + (-9) = -1$. A segunda será mais prioritária, com $Pot_{dem,mom,i} = 12 - 10 + (-6) = -4$. O mínimo aplicado entre 0 e o valor calculado, garante que nunca haja potencial positivo para estações de $P_{demanda, i} < 0$.

Para os pontos com $P_{demanda, i} > 0$, o raciocínio é análogo: uma estação com estoque de 8 bicicletas e $P_{demanda, i} = 9$ é menos prioritária do que uma estação cujo estoque

seja 2 e $P_{\text{demanda}, i} = 6$. A primeira estação deste exemplo apresentará $P_{\text{dem}, \text{mom}, i} = 9 - 8 = 1$. A segunda será mais prioritária, com $P_{\text{dem}, \text{mom}, i} = 6 - 2 = 4$. O máximo entre 0 e o valor calculado, garante que nunca haja potencial negativo para estações de $P_{\text{demanda}, i} > 0$

Observa-se, então, que o $P_{\text{dem}, \text{mom}, i}$ cumpre papel análogo ao do $P_{\text{rebalanceamento}}$ da clusterização (Heurística 1), sendo complementado com a inserção da restrição de capacidade e do panorama instantâneo das estações (estoques de bicicletas).

No entanto, os potenciais momentâneos, por si só, não são capazes de definir a quantidade de bicicletas a serem coletadas ou entregues em cada estação. Eles são utilizados apenas para priorização de estações que serão escolhidas para rebalanceamento, como apresentado na Heurística 2.

A definição da quantidade de coletas e entregas em cada estação é, portanto, definida pela totalidade de recursos disponíveis em cada uma (bicicletas para coletas e vagas para entregas). Assim, definem-se parâmetros: Col_i e Ent_i que representam o número de bicicletas que serão tentativamente movimentadas na estação i , em sua respectiva rota. Os parâmetros são representados na Equação 7.

$$\begin{aligned} Col_i &= -Estoque_i \\ Ent_i &= Capacidade_i - Estoque_i \end{aligned} \quad (7)$$

Além disso, os parâmetros de coleta e entrega devem ser definidos de forma que se garanta o balanço de massa de cada rota completa e se respeite a capacidade máxima sobressalente do veículo rebalanceador, caso esse possua alguma bicicleta no momento do cálculo, representado nas Inequações 8a e 8b.

$$Bicicletas_{\text{veículo}} + \sum_{i=1}^{nk} |Col_i| - \sum_{i=1}^{nk} Ent_i \geq 0, \quad k = 1, \dots, n \quad (8a)$$

$$Bicicletas_{\text{veículo}} + \sum_{i=1}^{nk} |Col_i| - \sum_{i=1}^{nk} Ent_i \leq Cap_{\text{veículo}}, \quad k = 1, \dots, n \quad (8b)$$

Uma vez definido o potencial momentâneo real e os parâmetros de coleta e entrega de cada estação, é possível, utilizando a clusterização inicial, executar a seleção das estações que serão atendidas, para que estas possam ser roteirizadas pelo otimizador, de acordo pseudocódigo apresentado na Heurística 2.

Heurística 2: pseudocódigo de seleção de estações de um dado cluster.

1. Ordena as estações com o $Pot_{dem,mom,i}$ do menor para o maior (ou seja, do mais negativo para o mais positivo).
 2. Seleciona a primeira estação da lista e inclui na rota, soma o módulo de seu Col_i na somatória de Coleta da rota e remove da lista;
 3. Verifica se a Eq. (8b) é satisfeita:
 4. Se sim: caso o tempo da rota seja maior que o tempo limite, **finaliza a rota.**
 caso contrário, segue para passo 5.
 5. Seleciona a primeira da lista, inclui na rota, soma o módulo de seu Col_i na somatória de Coleta da rota e remove da lista. Soma o tempo de operação entre esta estação selecionada e a anteriormente selecionada na somatória de tempo da rota (Este tempo de operação é dado por: $TempoOperacional_{ij}$, definido na Eq. (4), substituindo-se $Pot_{demanda,ij}$ por Col_i).
 6. Voltar a 3.
 7. Senão (ou seja, se a Eq. (8b) não é satisfeita):
 8. Busca a estação com maior $Pot_{dem,mom,i}$, cuja inclusão da Ent_i na somatória de entrega da rota que satisfaça a Eq. (8a). Não havendo, retorne ao passo 3.
 9. Inclui na rota, soma seu Ent_i na somatória de Entrega da rota e remove da lista. Soma o tempo de operação entre a estação atual e a anterior na somatória de tempo da rota.
 10. Caso a Eq. (8b) não seja satisfeita, retorne ao passo 8.
 11. Caso a Eq. (8b) seja satisfeita e o tempo da rota seja menor que o tempo limite, retorne ao passo 8.
 12. Caso a Eq. (8b) seja satisfeita e o tempo da rota seja maior que o tempo limite, **finaliza a rota.**
-

Além disso, ainda é necessário definir o instante da primeira execução do otimizador, dentro do turno – determina-se somente o instante da primeira execução, pois todas as rotas subsequentes do mesmo turno serão geradas quando o veículo terminar a rota anterior. Como comentado, para origem da primeira rota, a candidata natural é a primeira estação selecionada para o cluster, uma vez que a heurística de clusterização impõe que essa estação seja a de maior demanda de coleta de bicicletas e suas candidatas a receptoras são o conjunto de maior permeabilidade ao rebalanceamento.

Dado que a estação inicial da primeira operação de rebalanceamento já está definida, propõe-se, naturalmente, que o acionamento seja associado a uma variável dessa estação. Assim, propões que o gatilho seja dado pelo potencial de demanda momentânea, associado à capacidade da estação. Dessa forma, é possível estabelecer um critério implícito de iminência de uma ocorrência de falta de vagas na estação. O cálculo do $Pot_{dem,mom,i}$ é feito ao final de toda viagem encerrada nesta estação e, caso o módulo de seu valor seja maior que a metade da capacidade da estação ou caso o estoque da estação atinja 80% de sua capacidade, executa-se a Heurística 2, segundo o operador lógico nas Inequações 9.

$$\begin{aligned}
 & \text{Se } |Pot_{dem,mom,i}| > \frac{Capacidade_i}{2}, \quad \text{Então: Executar Algoritmo 2} \\
 & \text{Se } \frac{Estoque_i}{Capacidade_i} \geq 80\%, \quad \text{Então: Executar Algoritmo 2}
 \end{aligned} \tag{9}$$

4.3. A Otimização

O modelo de otimização implementado é baseado no problema do caixeiro viajante, com veículo capacitado e coleta e entrega de um produto único.

O Problema do Caixeiro Viajante (PCV) é um problema de otimização em que se deve determinar a menor distância total da viagem para percorrer uma série de determinados pontos, passando por cada ponto uma única vez e retornando ao ponto de origem. Uma das possíveis formulações matemáticas para o problema pode ser encontrada em Hernández-Pérez e Salazar-González (2007).

No referido trabalho é abordado o Problema do Caixeiro Viajante com Coleta e Entrega de Produto Único (PCV-CE1P), bastante similar ao PCV. Uma diferença entre eles é o fato de o PCV-CE1P considerar um ponto específico como depósito e os demais pontos da rede como clientes, mas separados em dois grupos conforme o tipo de serviço requerido: coleta ou entrega.

Cada cliente de coleta fornece uma determinada quantidade não-nula de produto, e cada cliente de entrega exige uma determinada quantidade não-nula do produto. No problema com veículo capacitado supõe-se que qualquer quantidade de produto coletada de um cliente, ou mesmo do depósito, pode ser fornecida a qualquer cliente de entrega, desde que se respeite a capacidade do veículo. Ou seja, no PCV-CE1P existe apenas um tipo de produto com diferentes fontes e destinos e são conhecidas as distâncias entre todos os pares de pontos.

Além disso, considera-se um veículo com capacidade limitada para percorrer a rota (iniciada e terminada no depósito) e o veículo pode começar a rota com ou sem produto carregado.

O PCV-CE1P, então, determina um roteiro com distância mínima percorrida para que o veículo visite cada cliente uma única vez e satisfaça suas demandas, sem violar sua própria capacidade.

No caso da aplicação do presente trabalho, o depósito é análogo à estação inicial da rota e os clientes são as outras estações. O produto único é a bicicleta.

Dessa forma, apresenta-se nesta seção uma formulação matemática (Programação Linear Inteira) para o Problema do Caixeiro Viajante com Coleta e Entrega de Produto Único (PCV-CE1P).

A primeira estação da rota, ou seja, a estação atual do caminhão, é denotada por e_1 e cada estação subsequente por e_i , com $i = 2, \dots, n$. Para cada par de estações (e_i, e_j), é conhecida a distância entre elas – $dist_{ij}$.

É fornecida para o modelo uma demanda não nula dem_i associada a cada estação e_i , tal que $dem_i < 0$ caso a estação seja de coleta (deva ter suas bicicletas retiradas)

ou $dem_i > 0$ caso a estação seja de entrega (deva ter bicicletas depositadas). Não se considera para a presente aplicação casos de demanda nula.

A capacidade do veículo é representada por cap , sempre positiva. Por definição, sejam $E := \{e_i\}$, o conjunto de vértices, ou seja, o conjunto de estações, e A o conjunto dos arcos entre todos os vértices.

Uma adaptação realizada com relação à formulação apresentada por Hernández-Pérez e Salazar-González (2007) refere-se à demanda do primeiro ponto, ou depósito na formulação original. Na referida formulação, assume-se para o equilíbrio do sistema e manutenção do balanço de massa, que o primeiro ponto seja o fornecedor de produtos para os próximos n pontos de coleta e entrega, definindo $dem_1 = -\sum_2^n dem_i$. Isso faz com que o fluxo oriundo do ponto inicial e o fluxo de retorno a esse ponto seja variável para satisfazer o problema.

No entanto, no caso do problema abordado no presente trabalho, dado que o veículo rebalanceador aciona a otimização assim que termina de realizar uma determinada rota, ele já coletou ou entregou as bicicletas de sua estação atual e já possui um número de bicicletas específico carregado.

Dessa forma, deve-se impor ao modelo de otimização que o primeiro fluxo (origem na estação e_1) seja realizado com a quantidade exata de bicicletas já existentes no veículo. E a demanda do depósito (dem_1) é um dado de entrada do modelo de otimização já calculado de forma a respeitar o balanço de massa ($dem_1 = -\sum_2^n dem_i$), desde que também satisfaça as Equações 8a e 8b, apresentadas na seção anterior do presente trabalho. De forma que, isolando-se o termo dem_1 e considerando o balanço das demandas, deve-se garantir as Inequações 10a e 10b:

$$dem_1 \geq -Bicicletas_{Veículo} \quad (10a)$$

$$dem_1 \leq Cap_{Veículo} - Bicicletas_{Veículo} \quad (10b)$$

Importante ressaltar que para o correto funcionamento do modelo deve existir ao menos uma solução viável a partir dos dados de entrada. Dessa forma, outra

possibilidade de abordagem (menos restritiva) seria sempre iniciar uma rota com o veículo vazio, definir $dem_1 = 0$ e garantir o balanço de massa das estações por meio da Heurística 2 apresentado na seção anterior.

Além disso, outra adaptação refere-se ao retorno para o depósito. Neste trabalho, o veículo não deve retornar à estação inicial ao fim de sua rota (ao terminar de atender todas as estações que seriam “clientes”, na formulação original). Ao invés disso, após realizar a tarefa designada à última estação cliente, o veículo deve acionar os elementos definidos no modelo híbrido de simulação-otimização, a fim de iniciar sua próxima rota, e assim sucessivamente, até a finalização de seu turno. Para contornar essa situação, sem perda de eficácia da formulação, determina-se que $dist_{i1} = 0$, para todo $i = 2, \dots, n$. Não obstante, para que esta adaptação não impacte o funcionamento do sistema, o modelo de simulação, ao ler os resultados gerados pela otimização, ignora o último trecho que deveria ser percorrido pelo veículo rebalanceador (que seria referente ao seu retorno para a estação inicial, ou o depósito, na formulação original). Ademais, seu respectivo fluxo calculado (quantidade de bicicletas levadas no retorno à estação inicial) também é descartado e utilizado somente como a quantidade de bicicletas remanescentes no veículo – o que garante, inclusive, que o valor de dem_1 não seja utilizado para nenhum outro fim além do cálculo do balanço de massa, necessário para o correto funcionamento do modelo de otimização.

O modelo de otimização recebe do simulador todos os dados de entrada necessários à sua execução. Os dados são referentes às estações e ao veículo de rebalanceamento. Assim, a Tabela 15 apresenta esses dados de entrada do otimizador no formato de uma instância do modelo.

Tabela 15 – Parâmetros de uma instância do modelo PCV-CE1P

Apresentação	Descrição
$E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$	Conjunto de estações
$A = \{a_{ij}: e_i, e_j \in E\}$	Conjunto de arcos. Estação i para estação j , com $i \neq j$
$dem_i: E \rightarrow \mathbb{Z}$	Demanda por rebalanceamento de cada estação e_i (<0 para coleta; >0 para entrega)
$dist_{ij}: A \rightarrow \mathbb{R}^+$	Custos dos arcos (distância para ir de e_i até e_j)
$cap \rightarrow \mathbb{N}$	Capacidade do veículo
$bikes \rightarrow \mathbb{N}$	Número de bicicletas já carregadas no caminhão

As variáveis de decisão do modelo são apresentadas na Tabela 16. Elas estão reunidas decisões dos arcos executados e decisões de fluxos realizados em cada um desses arcos.

Tabela 16 – Variáveis de decisão do modelo

Apresentação	Descrição
$X = \{x_{ij}\} \rightarrow \{0,1\}$	Decisão dos arcos executados
$Y = \{y_{ij}\} \rightarrow \mathbb{N}$	Decisão dos fluxos realizados em cada arco executado

Dessa forma, os arcos executados são definidos pela variável de decisão apresentada na Equação 11:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se e somente o arco (i,j) é parte da rota} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (11)$$

A variável de decisão relacionada à quantidade de bicicletas levadas em cada fluxo, de cada arco realizado pela rota, é apresentada na Inequação 12:

$$y_{ij} \geq 0 \begin{cases} \text{fluxo: quantidade de bicicletas contidas no veículo} \\ \text{ao se deslocar da estação } i \text{ para a estação } j \end{cases} \quad (12)$$

Assim, a função objetivo do modelo de otimização minimiza a soma das distâncias percorridas pelo veículo e é determinada pela Equação 13:

$$\min \sum_{(i,j) \in A} x_{ij} \cdot dist_{ij} \quad (13)$$

sujeito a:

$$\sum_{j \in E} x_{ij} = 1, \text{ para toda } e_i \in E \quad (14)$$

A restrição descrita na Equação 14 garante que o veículo deixe cada estação exatamente uma vez.

$$\sum_{i \in E} x_{ij} = 1, \text{ para toda } e_j \in E \quad (15)$$

A Inequação 15 garante que o veículo entre (visite) cada estação exatamente uma vez.

$$\sum_A y_{ij} \leq cap. x_{ij}, \text{ para todo arco } \in A \quad (16)$$

A restrição apresentada na Equação 16 garante que a capacidade do veículo seja respeitada em cada fluxo executado e iguala o fluxo a zero nos arcos não utilizados na rota.

$$\sum_{j \in A} y_{ji} - \sum_{j \in A} y_{ij} = dem_i, \text{ para toda } e_i \in E \quad (17)$$

A Equação 17 faz com que a soma dos fluxos de entrada na estação subtraída da soma dos fluxos de saída da estação seja igual à demanda desta estação.

$$\sum_{(i,j) \in A} y_{1j} = bikes \quad (18)$$

A Equação 18, por sua vez, não faz parte do problema original e foi introduzida no presente trabalho para garantir que o primeiro fluxo da rota (saída da estação inicial), contenha exatamente a quantidade de bicicletas já presente no veículo.

Além dessas restrições, ainda é necessário eliminar a geração de sub-rotas que podem entrar na solução ótima em certas situações. Para isso, no presente trabalho foi utilizada uma variável de decisão auxiliar definida como $\{sr_{ij}\} \rightarrow \mathbb{N}$ e um novo conjunto de restrições. Assim, para se eliminar os possíveis sub-ciclos, buscou-se utilizar um conceito de capacidade de arco e manutenção de fluxos (semelhante ao já utilizado nessa modelagem). Nessa abordagem o arco inicial tem capacidade de fluxo igual ao número de estações consideradas (n), e a cada arco subsequente é atribuída essa capacidade diminuída em uma unidade e, assim, decresce sucessivamente até chegar a zero (no último arco, o de retorno à estação inicial). Tal lógica garante que não haja a formação de sub-rotas. Dessa forma, o conjunto de restrições adicionais é apresentado a seguir.

$$\sum_A sr_{ij} \leq (n - 1) \cdot x_{ij}, \text{ para todo arco } \in A \quad (19)$$

A restrição apresentada na Inequação 19 garante que a capacidade auxiliar do arco seja igual a zero, caso o arco não faça parte da rota.

$$\sum_A sr_{ji} - \sum_A sr_{ij} + SubRota_i = 1, \text{ para toda } e_i \in E \quad (20)$$

Já a Equação 20 garante a conservação das capacidades auxiliares de sub-rota. O parâmetro $SubRota_i$, por sua vez, recebe valor n para a estação 1 e 0 para as outras.

A partir dessa formulação, o modelo foi implementado e é capaz de gerar um roteiro de coleta e entrega que minimiza a distância percorrida pelo veículo e atende a todas as demandas estipuladas pelo modelo de simulação.

A implementação do modelo matemático descrito nessa seção é apresentada ao final desta tese no APÊNDICE E – Implementação do modelo PCV-CE1P em GLPK.

5. RESULTADOS

Este capítulo apresenta o planejamento e a execução de uma bateria de testes de utilização do modelo híbrido desenvolvido. Além disso, realiza-se também uma comparação com a utilização separada de seus componentes.

Inicialmente, apresentam-se os dados já trabalhados para as análises e, posteriormente, a sequência elaborada para geração de cenários de avaliação dos métodos.

5.1. Dados de entrada dos modelos

Os dados de entrada utilizados para a avaliação do método são oriundos do desenvolvimento do capítulo 3 do presente trabalho. Dessa forma, a maior parte dos dados analisados e inseridos referem-se ao perfil de uso do SBC Bike Sampa, especificamente do mês de fevereiro de 2014.

Além disso, para se obter maior padronização de fluxos e maior impacto das características dinâmicas do problema, optou-se pela utilização, apenas, dos dados dos vinte dias úteis do referido mês, desconsiderando-se seus quatro finais de semana.

A partir daí, o primeiro passo realizado foi a separação das informações por turno de operação (manhã, tarde e noite), pois, o comportamento do sistema é totalmente ligado ao período do dia. Assim, a Tabela 17 apresenta o valor de $P_{demanda,i}$, (equação (1), da seção 4.2.3 desta tese), calculado por período para as principais estações do sistema, em termos de desbalanceamento.

Ainda, destaca-se em sombreado na Tabela 17 as estações que estão entre as dez mais desbalanceadas negativamente pela manhã e positivamente pela noite, e vice-versa. É importante lembrar o movimento pendular dos fluxos, dado que oito das dez estações mais desbalanceadas negativamente (necessidade de coleta de bicicletas) pela manhã, estão também entre as dez estações mais desbalanceadas da noite, porém positivamente (necessidade de entrega). No sentido inverso, isso

acontece em quatro de dez. Os desbalanceamentos do turno da tarde são muito menores, como esperado.

Tabela 17 – Pd_{demandai} calculado para todas as estações

Estação	Manhã	Estação	Tarde	Estação	Noite
35	-9,4	26	-2,0	74	-9,0
66	-8,9	78	-2,0	78	-8,8
64	-8,7	77	-1,8	88	-4,5
76	-7,8	12	-1,4	90	-4,4
36	-6,6	19	-1,3	105	-4,3
98	-6,4	65	-1,3	156	-3,9
34	-6,3	73	-1,3	103	-3,8
32	-5,5	90	-1,2	147	-3,8
97	-5,5	62	-1,2	57	-3,7
41	-5,0	94	-1,1	84	-3,5
109	3,0	35	1,2	98	3,8
43	3,3	126	1,2	68	4,0
74	3,6	15	1,2	36	4,1
60	3,8	61	1,2	64	4,3
90	4,0	82	1,4	41	4,3
15	4,1	69	1,5	97	4,8
57	4,4	14	1,6	21	5,3
88	5,3	34	1,8	66	5,6
61	5,4	118	2,2	35	5,8
82	7,0	21	2,3	76	5,9
Média	0,1	Média	0,0	Média	-0,1
Mín.	-9,40	Mín.	-1,95	Mín.	-9,00
Máx.	6,95	Máx.	2,25	Máx.	5,90

Além disso, os dados de entrada diários e de demanda das estações também seguem as análises realizadas nas seções 3.2 e 3.3 do presente trabalho.

Para se introduzir **estocacidade** e aumento de demanda nos cenários analisados, realizou-se o seguinte procedimento: Adotou-se uma taxa de aluguel de bicicletas por estação para cada hora do dia. Após alocar a bicicleta na origem, o destino da viagem é sorteado proporcionalmente ao histórico de viagens realizadas com origem naquela estação, naquela hora específica do turno analisado (seções 3.2 e 3.3). Com o par origem-destino definido, atribui-se um tempo de duração dessa viagem de acordo com o tempo médio extraído dos dados, aplicando-se uma variação de acordo com uma distribuição triangular, com variação de 20% para mais e para menos.

Dessa forma, para simular o aumento de demanda, multiplica-se a taxa de aluguel das bicicletas por um fator, que varia de acordo com o cenário simulado.

Apenas para balizar todos os cenários e manter os fins comparativos, definiu-se que o estoque inicial de cada estação em todos os cenários é dado por:

$$\begin{aligned}
 EstInicial_i &= Arred\left(\text{Mín}\left(Capacidade_i, \frac{Capacidade_i}{2} - P_{demanda,i}\right); \right. \\
 &\quad \left. se P_{demanda,i} < 0 \right) \\
 EstInicial_i &= Arred\left(\text{Máx}\left(0, \frac{Capacidade_i}{2} + P_{demanda,i}\right)\right); \text{ caso contrário}
 \end{aligned} \tag{9}$$

Assim, apesar da frota estimada na seção 3.2.3 ser equivalente a 616 bicicletas em fevereiro de 2014, para fins de modelo considerou-se 817 bicicletas em estoque inicial total, para todos os cenários (a fim de garantir o balanço de massa em todas as ocasiões testadas na validação e calibração do modelo). Além disso, cada cenário é simulado sempre em 20 replicações de 1 dia completo de operação, cada.

Considera-se nestes cenários a frota de veículos rebalanceadores como homogênea e com capacidade para 15 bicicletas, conforme um veículo encontrado em 2014 (Figura 13, na página 103). Considerou-se 60 minutos como o tempo limite da rota citado para embasar os cálculos da Heurística 2.

Maiores detalhamentos dos dados de entrada podem ser encontrados no capítulo 3 do presente trabalho e nos APÊNDICES B, C e D ao final da presente tese.

5.2. Resultados gerados

Dentre os resultados gerados destacam-se nesta seção:

- Resultados de testes do otimizador atuando de maneira isolada, a fim de verificar sua validade e testar sua eficiência em termos de tempos computacionais em 4 diferentes instâncias;
- Resultados obtidos na clusterização, por meio da Heurística 1;

- Resultados do modelo híbrido de simulação-otimização com todos os seus componentes operando em conjunto, a fim de se verificar seu funcionamento e realizar análises de sensibilidade.

5.2.1. Resultados de testes Otimizador

Para a realização dos testes do otimizador implementado no presente trabalho foram selecionadas 4 instâncias de estações com demandas e distâncias reais do problema abordado. as execuções do otimizador foram realizadas em um computador com processador Intel i7, com 8 GB de memória RAM.

A Tabela 18 apresenta os resultados da primeira instância, que conta com 5 estações selecionadas de acordo com as demandas mais restritivas do turno 1.

Tabela 18 – Resultados do otimizador (instância com 5 estações)

Ordem	De	Para	Distância	Fluxo	Dem(i)	Dem(j)
1	74	42	1133	9	-8	7
2	42	78	557	2	7	-9
3	78	68	1257	11	-9	5
4	68	35	2330	6	5	5
5	35	74	1663	1	5	-8

Distância total percorrida: 6.940 m

Tempo de solução: 0,00 minutos

Por meio dos resultados da Tabela 18, conclui-se que não houve formação de sub-rotas, o fluxo inicial de 9 bicicletas no caminhão foi respeitado e todas as demandas foram atendidas corretamente. Nesse caso teste o modelo gerou um caminho mínimo de 6,94 km e o tempo de execução foi inferior a 1 segundo.

Na Tabela 19 estão contidos os resultados da segunda instância, que contém 10 estações selecionadas de acordo com as demandas mais restritivas do turno 1.

Tabela 19 – Resultados do otimizador (instância com 10 estações)

Ordem	De	Para	Distância	Fluxo	Dem(i)	Dem(j)
1	1	7	1074	9	-3	5
2	7	4	468	4	5	-8
3	4	10	1820	12	-8	4
4	10	5	507	8	4	7
5	5	3	2368	1	7	-9
6	3	6	1648	10	-9	5
7	6	2	1140	5	5	-9
8	2	8	1905	14	-9	4
9	8	9	711	10	4	4
10	9	1	1034	6	4	-3

Distância total percorrida: 12.675 m

Tempo de solução: 0,05 minutos

Pela Tabela 19 pode-se verificar que na segunda instância também não há formação de sub-rotas. O primeiro fluxo de 9 bicicletas no caminhão foi garantido e todas as demandas foram atendidas corretamente. A distância percorrida para esta rota foi de 12,67 km e o tempo computacional para execução do roteirizador foi cerca de 3 segundos.

A Tabela 20 traz os resultados obtidos na execução da terceira instância, com 15 estações.

Tabela 20 – Resultados do otimizador (instância com 15 estações)

Ordem	De	Para	Distância	Fluxo	Dem(i)	Dem(j)
1	1	12	941	9	-1	4
2	12	3	2001	5	4	-9
3	3	8	1829	14	-9	5
4	8	10	504	9	5	4
5	10	9	519	5	4	5
6	9	6	947	0	5	-6
7	6	2	1140	6	-6	-9
8	2	13	4658	15	-9	4
9	13	15	3461	11	4	3
10	15	14	240	8	3	4
11	14	11	540	4	4	4
12	11	5	2009	0	4	-7
13	5	7	1190	7	-7	7
14	7	4	468	0	7	-8
15	4	1	1124	8	-8	-1

Distância total percorrida: 21.571 m

Tempo de solução: 3,50 minutos

Com a análise da Tabela 20 verifica-se que o otimizador foi capaz de gerar todas as rotas em menos de 4 minutos, com distância percorrida de 21,57 km. Além disso, não se verifica nenhuma sub-rota, a quantidade inicial de 9 bicicletas no caminhão foi utilizada e todas as estações foram atendidas em suas demandas.

A Tabela 21, por sua vez, apresenta os resultados da última instância utilizada para testar o otimizador, contendo 20 estações.

Os resultados da Tabela 21 permitem chegar à conclusão de que o otimizador é robusto o suficiente para ser incorporado ao modelo híbrido de simulação-otimização. Novamente, não houve formação de sub-rotas, o fluxo inicial de 9 bicicletas no caminhão foi respeitado e todas as demandas foram atendidas corretamente. Nesse

último teste o modelo gerou um caminho mínimo de 29,26 km e levou mais de duas horas para finalizar sua execução.

Tabela 21 – Resultados do otimizador (instância com 20 estações)

Ordem	De	Para	Distância	Fluxo	Dem(i)	Dem(j)
1	1	9	1057	9	-7	5
2	9	2	1744	4	5	-9
3	2	20	3134	13	-9	3
4	20	16	1360	10	3	3
5	16	17	665	7	3	3
6	17	13	771	4	3	4
7	13	5	4665	0	4	-7
8	5	8	461	7	-7	7
9	8	6	918	0	7	-6
10	6	3	1103	6	-6	-9
11	3	19	3003	15	-9	3
12	19	18	1040	12	3	3
13	18	15	1651	9	3	4
14	15	14	240	5	4	4
15	14	7	2470	1	4	-6
16	7	4	468	7	-6	-8
17	4	10	1820	15	-8	5
18	10	11	716	10	5	4
19	11	12	1029	6	4	4
20	12	1	941	2	4	-7

Distância total percorrida: 29.256 m

Tempo de solução: 144 minutos

Dessa forma, por meio dos resultados apresentados nesta seção, percebe-se que o problema apresenta características comuns a problemas *NP-Hard*, pois os tempos de execução sobem de menos de 1 segundo para 5 estações para mais de duas horas para 20 estações. Tal fato corrobora com a necessidade de clusterização proposta no presente trabalho.

5.2.2. Resultados Heurística 1 – Clusterização

A clusterização realizada ao início de cada turno considera os dados de desbalanceamento histórico de demanda e as distâncias entre as estações, conforme apresentado na Heurística 1 do capítulo anterior desta tese. Dessa forma, busca-se encontrar soluções que agrupem estações que estejam próximas e que apresentem alto potencial de rebalanceamento.

Com os parâmetros descritos na seção 4.2.3 deste trabalho, o primeiro resultado de clusters obtido é apresentado na Figura 23.

Figura 23 – Cluster gerado para o primeiro turno de operação

A Figura 23 apresenta três quadros. Os dois superiores contam com a localização das estações no mapa da cidade de São Paulo. No quadro inferior observam-se as cores utilizadas para a diferenciação dos clusters. Dessa forma, por meio da Figura 23 pode-se verificar que no turno 1 de operação foram gerados 5 clusters. O primeiro a ser gerado é apresentado na cor cinza, o segundo em tom de rosa, o terceiro em marrom,

o quarto em laranja e o quinto em amarelo. As estações brancas são as que não se encaixaram em nenhum cluster, por não possuírem potencial de rebalanceamento suficiente.

Enquanto o quadro da esquerda da Figura 23 apresenta apenas a localização das estações e a identificação por cor dos clusters a que foram atribuídas, o quadro da direita apresenta uma informação a mais. Neste quadro a área do círculo é proporcional à necessidade de balanceamento daquela estação. Verifica-se dessa forma que o cluster 1 (cinza) agrupa estações próximas e com alto potencial para rebalanceamento no primeiro turno.

A Figura 24 possui a mesma lógica de estrutura. Porém, no segundo turno foram gerados apenas 4 clusters. Isso porque a demanda por rebalanceamento nesse turno é baixa, como pode ser visualizado no quadro da direita da Figura 24, em que nenhuma estação se destaca com relação à necessidade de rebalanceamento.

Figura 24 – Cluster gerado para o segundo turno de operação

Através da análise da Figura 25 verifica-se que para o terceiro turno foram gerados 6 clusters. O primeiro cluster, em cinza, apresenta a maior concentração de estações com grande desbalanceamento e próximas umas das outras. Esse é um fator que configura necessidade e alto potencial para realização de operações de rebalanceamento.

Figura 25 – Cluster gerado para o terceiro turno de operação

5.2.3. Resultados do Modelo Híbrido

Após a validação do modelo de otimização e dos resultados das clusterizações o próximo passo é verificar a viabilidade técnica de aplicação do modelo híbrido de simulação-otimização ao rebalanceamento dinâmico de SBCs. Para isso, foram determinados 21 cenários de análise: um cenário base, com a mesma demanda obtida na análise de dados e mais vinte cenários que variam a demanda, somando a cada um 10% da demanda do cenário base.

Além disso, nesses testes foram considerados 7 caminhões de rebalanceamento atuando durante a operação do dia inteiro.

A Tabela 22 apresenta os resultados gerais de demanda obtidos na execução de cada um dos cenários propostos.

Pela análise da Tabela 22 pode-se concluir que o atendimento da demanda (%) é reduzido gradativamente à medida em que a demanda gerada é aumentada, variando de 100% a 95%. O resultado de demanda refere-se ao número de viagens que foi iniciada em qualquer turno do dia considerado e finalizada em até no máximo uma hora após o término do turno 3 desse mesmo dia.

Além disso, a predominância de viagens realizadas no turno da noite ainda é notada em todas as análises, visto que ela continua quase duas vezes superior ao número de viagens realizadas no turno da manhã e cerca de três vezes maior que a demanda realizada no turno da tarde.

Tabela 22 – Resultados gerais de demanda modelo híbrido

Cenário	Base	110%	120%	130%	140%	150%	160%	170%	180%	190%	200%	210%	220%	230%	240%	250%	260%	270%	280%	290%	300%
Demanda gerada	1.187	1.235	1.412	1.559	1.640	1.830	1.917	2.121	2.229	2.343	2.598	2.649	2.774	2.832	2.968	3.277	3.325	3.406	3.577	3.639	3.846
Demanda atendida	1.186	1.231	1.404	1.547	1.623	1.807	1.888	2.084	2.185	2.291	2.535	2.578	2.694	2.743	2.868	3.159	3.198	3.267	3.423	3.474	3.654
Atendimento da demanda (%)	100%	100%	99%	99%	99%	99%	99%	98%	98%	98%	98%	97%	97%	97%	97%	96%	96%	96%	96%	95%	95%
Demanda atendida manhã	359	371	416	458	479	539	559	616	641	677	756	767	808	818	856	944	952	964	1.033	1.038	1.094
Demanda atendida tarde	181	181	222	259	260	308	316	375	383	388	462	468	483	480	505	606	603	613	638	641	679
Demanda atendida noite	646	679	766	829	884	960	1.013	1.093	1.161	1.226	1.316	1.343	1.402	1.445	1.507	1.609	1.643	1.690	1.752	1.795	1.881

Gráfico 25 – Demanda do modelo híbrido

O Gráfico 25 apresenta os números de demanda do modelo (separados por turno da manhã, tarde e noite) e o atendimento da demanda. Pode-se observar a redução do atendimento da demanda conforme a demanda aumenta, devido à inclinação negativa da curva de atendimento da demanda e à inclinação positiva das curvas de demanda.

A Tabela 23, por sua vez, apresenta os resultados gerais de nível de serviço praticado pelo sistema.

Tabela 23 – Resultados gerais de nível de serviço modelo híbrido

Cenário	Base	110%	120%	130%	140%	150%	160%	170%	180%	190%	200%	210%	220%	230%	240%	250%	260%	270%	280%	290%	300%
Demanda gerada	1.187	1.235	1.412	1.559	1.640	1.830	1.917	2.121	2.229	2.343	2.598	2.649	2.774	2.832	2.968	3.277	3.325	3.406	3.577	3.639	3.846
Demanda atendida	1.186	1.231	1.404	1.547	1.623	1.807	1.888	2.084	2.185	2.291	2.535	2.578	2.694	2.743	2.868	3.159	3.198	3.267	3.423	3.474	3.654
Atendimento da demanda	100%	100%	99%	99%	99%	99%	99%	98%	98%	98%	98%	97%	97%	97%	97%	96%	96%	96%	96%	95%	95%
Demanda atendida manhã	359	371	416	458	479	539	559	616	641	677	756	767	808	818	856	944	952	964	1.033	1.038	1.094
Demanda atendida tarde	181	181	222	259	260	308	316	375	383	388	462	468	483	480	505	606	603	613	638	641	679
Demanda atendida noite	646	679	766	829	884	960	1.013	1.093	1.161	1.226	1.316	1.343	1.402	1.445	1.507	1.609	1.643	1.690	1.752	1.795	1.881
Tempo médio de espera para devolução	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	3	2	2	2	4	4	4	5	4	4
Núm. de esperas para devolução	8	14	26	48	35	48	58	75	79	89	124	124	114	125	124	168	173	176	190	183	199
Núm. de esperas para devolução manhã	1	2	2	4	3	4	4	4	4	6	7	11	8	9	8	9	11	12	13	13	13
Núm. de esperas para devolução tarde	1	3	5	8	7	9	12	13	14	18	31	29	26	29	26	38	38	44	44	48	51
Núm. de esperas para devolução noite	6	9	18	37	25	34	41	58	61	66	87	84	80	87	91	121	125	120	133	122	135
Tempo médio de espera para retirada	0	1	1	2	2	2	3	3	4	5	6	6	6	7	7	9	10	10	11	11	14
Núm. de esperas para retirada	13	13	14	33	28	42	61	80	96	123	178	198	199	234	261	360	403	437	490	524	643
Núm. de esperas para retirada manhã	1	1	1	2	2	3	5	7	9	9	17	22	20	24	29	46	49	56	65	68	80
Núm. de esperas para retirada tarde	2	2	2	4	3	5	7	10	12	14	23	25	25	28	32	46	51	56	57	60	78
Núm. de esperas para retirada noite	10	10	12	27	24	34	49	63	75	100	137	150	153	182	200	269	302	325	367	396	485

Verifica-se na Tabela 23 que o aumento da demanda (desde o cenário base até o cenário com aumento de demanda de 300% em relação ao cenário base) ocasiona um aumento gradativo nos tempos médios de espera, tanto para devolução como para retirada de bicicletas.

O tempo médio de espera para devolução varia entre 0 e 5 minutos. Conforme observado na Tabela 23, esse tempo permanece 0 entre o cenário base e o cenário de 140% de demanda. Após isso, vai variando e tendendo a aumentar. O pico ocorre no cenário de 280% de demanda, em que o tempo médio de espera é de 5 minutos. Essa evolução pode ser mais bem observada no Gráfico 26.

Gráfico 26 – Tempo de espera para devolução

O tempo médio de espera para retirada, por sua vez, apresenta uma variação maior – sendo, portanto, mais sensível às variações de demanda do que o tempo médio de espera para devolução. Esse tempo só é igual a 0 no cenário base. Após isso, o tempo médio de espera para retirada sempre aumenta, atingindo seu pico de 14 minutos no último cenário analisado (de 300% de demanda). A evolução do tempo de espera para retirada pode ser acompanhada no Gráfico 27.

Gráfico 27 – Tempo de espera para retirada

Conforme pode-se observar no Gráfico 26 e no Gráfico 27, o número de ocorrências de espera (tanto para devolução quanto para retirada) apresenta aumento conforme a demanda cresce. O efeito notado é significativamente mais alto no turno da noite, resultado das características de suas demandas mais elevadas e de seus fluxos.

A Tabela 24, por sua vez, apresenta os resultados de ocupação (no tempo) de cada veículo no sistema.

Tabela 24 – Resultados de ocupação (no tempo) para cada veículo

[illegible]

Com a análise da Tabela 24, conclui-se que o caminhão 1 é o mais ocupado em relação ao tempo de utilização, apresentando 39% de ocupação já no cenário base. Essa porcentagem continua aumentando até atingir os 99% no cenário de 180% de demanda, permanecendo com essa ocupação até o cenário final (300% de demanda).

Os caminhões 2 e 3 partem de 9% de ocupação (no tempo) no cenário base e também vão aumentando esse valor gradativamente até atingir os 99% de ocupação (o caminhão 2 atinge esse valor no cenário de 210% de demanda e o caminhão 3, no cenário de 250% de demanda).

Os caminhões 4, 5, 6 e 7, por sua vez, apresentam-se inutilizados no cenário base. O caminhão 4, contudo, apresenta crescimento de utilização entre os cenários de 170% e 180% da demanda (de 29% do tempo ocupado para 85% do tempo ocupado). O caminhão 5, por sua vez, mostra crescimento mais homogêneo ao longo das variações de cenários de demanda, alcançando seu máximo de 43% de ocupação (no tempo) no cenário de 300% de demanda.

Já o caminhão 6 somente começa a apresentar atividade a partir do cenário de 200% de demanda, variando suavemente seus valores até saltar de 31% para 72% (entre os cenários de 290% e 300% de demanda).

Por fim, o caminhão 7 permanece inutilizado durante todos os cenários exceto o de 300% de demanda, em que apresenta ocupação (no tempo) de 23%. Percebe-se, portanto, que os caminhões 1, 2, 3 e 4 são os únicos que têm sua utilização aumentada significativamente conforme a demanda do sistema aumenta – o que pode ser mais bem visualizado no Gráfico 28.

Gráfico 28 – Ocupação (no tempo) dos caminhões

Tabela 25 – Número de rotas realizadas por dia para cada veículo

[illegible]

Tal fenômeno também pode ser observado na Tabela 25 com relação às rotas geradas. O caminhão 1 apresenta crescimento de 3 a 16 rotas realizadas por dia. O caminhão 2 varia a quantidade de rotas entre 1 e 16; e o caminhão 3, entre 1 e 13. O caminhão 4 varia seu número de rotas por dia entre 0 e 14.

Já os caminhões 5, 6 e 7 apresentam números de rotas realizadas com pouca variação e bastante baixos – variando entre 0 e 4 rotas no caso do caminhão 5; e entre 0 e 2 rotas para os caminhões 6 e 7.

Esse comportamento pode ser observado no Gráfico 29. Para o número de estações atendidas o comportamento é análogo, com o caminhão apresentando aumento de atuação, principalmente no período noturno.

Gráfico 29 – Número de rotas realizadas por cada caminhão do modelo

Tabela 26 – Resultados de ocupação (espaço) para cada veículo

[illegible]

As ocupações de cada caminhão em relação a espaço (Tabela 26), por sua vez, são distribuídas de modo mais homogêneo – exceto o caminhão 7, que chama a atenção por ter ocupação nula até o cenário de 300% de demanda, em que a ocupação de espaço é de 65%.

O caminhão 6, como pode ser observado no Gráfico 30, é o mais ocupado na maioria dos cenários, com um pico de 73% de ocupação no cenário de 200% de demanda.

Gráfico 30 – Ocupação (espaço) dos caminhões no modelo

Tabela 27 – Número de estações visitadas por dia para cada veículo

[illegible]

Analisando a Tabela 27, pode-se observar que os números de estações visitadas por cada caminhão continuam sendo maiores para os caminhões de 1 a 4. O caminhão 1 visita no mínimo 8 (no cenário base) e no máximo 57 estações (no cenário de 300% de demanda).

Para o caminhão 2, esses números variam entre 3 e 46; para o caminhão 3, entre 3 e 44; e, para o caminhão 4, entre 0 e 34. Para os caminhões 5, 6 e 7, no entanto, o número mínimo de visitas a estações é 0 e os números máximos são, respectivamente, 10, 4 e 4. Esses dados podem ser visualmente verificados no Gráfico 31.

Observa-se, além disso, que o número de estações visitadas pelo primeiro caminhão é maior durante a noite do que o número de estações visitadas pelo mesmo caminhão durante a manhã, o que evidencia a maior utilização do sistema durante o turno da noite.

Gráfico 31 – Número de estações visitadas por cada caminhão do modelo

Tabela 28 – Número de quilômetros percorridos por dia para cada veículo

[illegible]

Na Tabela 28, por sua vez, pode-se verificar o número de quilômetros percorridos por caminhão.

Como esperado, os caminhões de 1 a 4 apresentam um número bem maior de quilômetros percorridos do que os caminhões 5, 6 e 7 – devido ao maior número de rotas e maior número de estações visitadas pelos quatro primeiros caminhões. Os resultados podem ser observados no Gráfico 32.

Também pode-se notar que o número de quilômetros percorridos pelo caminhão 1 durante a noite é maior do que o número de quilômetros percorridos pelo mesmo caminhão durante a manhã.

Gráfico 32 – Número de quilômetros percorridos por cada caminhão do modelo

Tabela 29 – Número de realocações realizadas por dia para cada veículo

[illegible]

Tabela 30 – Número de realocações programadas por dia para cada veículo

[illegible]

Tabela 31 – Relação entre número de realocações atendidas e número de realocações programadas para cada veículo

[illegible]

É possível analisar, também, o número de realocações efetivamente realizadas por cada caminhão (Tabela 29), o número de realocações programadas (Tabela 30), e a relação entre o número de realocações atendidas e programadas (Tabela 31). As realocações programadas são as determinadas no roteiro definido pelo otimizador, mas que nem sempre conseguem ser totalmente executadas, por conta das características dinâmicas contempladas no modelo híbrido.

Conforme esperado, os caminhões de 1 a 4 apresentam maiores números de realocações atendidas e de realocações programadas. Devido ao alto número de realocações programadas para esses caminhões, no entanto, é mais frequente que eles deixem de suprir uma demanda do que os caminhões menos utilizados no modelo (caminhões 5, 6 e 7).

Desse modo, observa-se que as maiores porcentagens de realocação atendida sobre realocação programada encontram-se nos caminhões de 5 e 6 (com picos de 78% para o caminhão 5 no cenário de 210% de demanda; 79% para o caminhão 6 no cenário de 300% de demanda). O caminhão 7 é somente utilizado no cenário de 300% de demanda e apresenta relação de realocação atendida/programada de 40%, mostrando que esse caminhão não é muito eficiente no modelo proposto.

Os caminhões de 1 a 4, porém, não apresentam baixos valores de realocação atendida/programada, na maioria dos casos. Para o caminhão 1, o pico é de 62% nos cenários de 140% e 150% de demanda; para o caminhão 2, é de 68% no cenário de 280% de demanda; e, para o caminhão 3, é de 78% no cenário de 140% de demanda.

Os gráficos de número de realocações (Gráfico 33), número de realocações programadas (Gráfico 34) e relação entre realocações atendidas/programadas (Gráfico 35) podem ser encontrados abaixo.

Também pode-se observar na Tabela 29 que o número de realocações atendidas pelo caminhão 1 no turno da noite é maior do que o número de realocações atendidas pelo mesmo caminhão no turno da manhã.

Gráfico 33 – Número de realocações atendidas por cada caminhão do modelo

Gráfico 34 – Número de realocações programadas para cada caminhão do modelo

Gráfico 35 – Relação entre realocações atendidas e realocações programadas para cada caminhão do modelo

5.3. Discussões

Com relação ao otimizador implementado neste trabalho, verificou-se que sua utilização é eficaz. Os resultados obtidos seguiram um padrão esperado de não formação de sub-rotas, garantia de respeito ao primeiro fluxo determinado (bicicletas já carregadas no caminhão) e tempo computacional adequado para sua aplicação em instâncias de 5 e até de 10 estações, não chegando a um segundo para 5 estações e levando cerca de três segundos no caso com 10 estações. Na instância com 15 estações, o modelo levou mais de três minutos para concluir sua execução, o que ainda não impossibilita sua utilização em ambiente de testes, mas, tornaria inviável sua utilização em sistemas reais. Para a instância com 20 estações o tempo computacional já sobe consideravelmente, fazendo com que o modelo demore mais de duas horas para encontrar a solução ótima para o problema. Por ora, diz-se que o otimizador é funcional, uma vez que após a execução da Heurística 1 e Heurística 2, não há mais de 10 estações para serem roteirizadas.

No que tange aos resultados obtidos na clusterização, o turno 2 (tarde) não apresenta nenhuma estação com alto potencial para rebalanceamento e 4 clusters foram suficientes para agrupar suas estações mais importantes. O turno 1 (manhã), por sua

vez, necessitou da abertura de 5 clusters para cobrir as suas estações mais demandantes, e verificou-se que o cluster 1 é o que apresenta maior concentração de estações próximas e com alto potencial, como esperado. Já para o turno 3 (noite), a Heurística 1 realizou a abertura de 6 clusters para que as suas estações mais desbalanceadas fossem contempladas. Nesse caso o cluster 1 também apresentou a maior concentração e proximidade de estações com alto potencial de rebalanceamento. Deve-se atentar ao fato de que no problema real o turno 1 inicia sua operação balanceado, fruto do rebalanceamento estático noturno.

Complementando, os resultados apresentados do modelo híbrido de simulação-otimização comprovam sua viabilidade. Foram gerados indicadores relacionados às demandas de viagem atendidas pelo sistema, aos níveis de serviço prestado e, também, aos seus veículos rebalanceadores. Com a utilização do método proposto em cenários reais seria possível, por exemplo: traçar planos de atuação de acordo com as expectativas de aumento de demanda pelo mantenedor do sistema ou, ainda, efetuar testes como a alteração da disposição dos caminhões rebalanceadores, visto que o cluster 1 e o turno da noite estão sobrecarregados, dentre outras possibilidades.

Vale lembrar que o aumento de demanda realizado foi proporcional em todas as estações. Isso provavelmente causa distorções nas análises que não ocorreriam no sistema real. O que se espera de um sistema real é que para aumentar a adesão dos usuários e consequentemente a utilização do sistema, deve-se proporcionar bons níveis de serviço. Com isso, as demandas dificilmente cresceriam linearmente, como foi retratado nas análises de sensibilidade realizadas.

Por fim, é importante salientar que os resultados apresentados têm caráter de teste de viabilidade do método e não de resolução de um problema prático. Ressalta-se, no entanto, que existe a possibilidade de se adaptar o modelo proposto para aplicações práticas e resolução de problemas reais.

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A presente tese apresentou uma revisão bibliográfica abrangente para SBCs. Durante a revisão bibliográfica realizou-se uma compilação relevante sobre *bike sharing* no Brasil: foi traçado o histórico do desenvolvimento de sistemas de bicicletas compartilhadas no país, além de uma extensa caracterização de uso para um SBC brasileiro. Para tal, foram utilizados dados obtidos junto à patrocinadora do Bike Sampa e dados coletados pelo autor.

As análises de dados realizadas permitem verificar que o sistema estudado está operando significativamente abaixo dos *benchmarks* de operação internacionais obtidos na literatura, confirmando os potenciais de crescimento e oportunidades de ganho de desempenho. Além disso, foi realizada uma estimativa do número mínimo de rebalanceamentos realizados no sistema, e concluiu-se que não há políticas claras para estas realocações, no sistema estudado, tampouco contam com apoio de ferramentas quantitativas e, portanto, apresentam possibilidades de melhora.

Foi verificado que já existe no Bike Sampa um padrão de demanda (horários de picos e vales) similar aos padrões observados em outros sistemas, documentados na literatura. Ademais, fatores externos de influência no comportamento desta demanda também foram identificados – neste caso, as condições climáticas.

Com relação ao método utilizado de modelagem híbrida de simulação-otimização e aos modelos desenvolvidos pode-se concluir que:

- O método é viável, uma vez que os modelos funcionaram de fato em conjunto e foram capazes de prover resultados para o rebalanceamento de SBCs;
- É possível construir um modelo de simulação que se comporte como o sistema real e seja capaz de representa-lo. Além disso, a metodologia SBA mostrou-se adequada ao caso tratado em SBCs. Isto é, o modelo consegue representar as viagens realizadas pelas bicicletas, o comportamento dos estoques nas estações e fomenta todas as informações necessárias à roteirização do veículo rebalanceador, realizada pelo otimizador implementado;

- O modelo de otimização mostra-se capaz de gerar os roteiros de distância mínima para coleta e entrega de bicicletas em tempo de execução na ordem de segundos, fato que o candidata, inclusive, para utilização em sistemas reais.

Além disso, o método desenvolvido pode ser considerado uma ferramenta de apoio à decisão, que pode auxiliar o mantenedor de SBCs a gerenciar a frota de bicicletas, executando rebalanceamentos de maneira mais embasada quantitativamente, levando em conta as restrições da frota de veículos rebalanceadores.

Em outras palavras, com a evolução do método proposto a uma aplicação real, o operador poderá melhorar o desempenho da rede de compartilhamento, em termos de satisfação de demanda, sem aumentar necessariamente a quantidade de bicicletas, estações ou equipes de realocação

Dessa forma, o método proposto diferencia-se dos outros estudados no presente trabalho pelo fato de apresentar uma modelagem híbrida de simulação-otimização que pode ser utilizada tanto para dimensionar a frota de veículos rebalanceadores (**planejamento tático**) como para sua utilização no dia-a-dia (**utilização operacional**). Eventualmente, análises de localização ou capacidade de estações também podem ser realizadas, elevando o método para possíveis aplicações no **planejamento estratégico** de SBCs, complementando seus objetivos.

Por sua vez, em sistemas reais a retroalimentação dos modelos com as novas demandas é essencial, dado que com um maior equilíbrio alcançado, os fluxos de bicicletas podem ser gradativamente alterados, fazendo com que as demandas potenciais se alterem ao longo do tempo.

Por fim, o modelo híbrido de simulação-otimização desenvolvido e aplicado ao Bike Sampa mostrou-se válido e promissor para utilização em sistemas reais, podendo ser um aliado na busca por melhoria do nível de serviço oferecido aos usuários de SBCs. Isso demonstra a relevância acadêmica e prática desta pesquisa, que visou abordar um tema com potencial de crescimento, principalmente no Brasil.

Algumas limitações existem na modelagem proposta e são listadas abaixo:

- Limitações da Heurística 1: executado apenas no início de cada turno, realiza o agrupamento de estações que possam interagir entre si. No entanto, não se

garante que as estações de um dado cluster poderão ser rebalanceadas, e, em alguns casos, as estações não atendidas de um cluster podem ser mais importantes do que determinadas estações atendidas em outros clusters.

- Limitações da Heurística 2: desenvolvido para selecionar as estações candidatas à roteirização, é válido apenas para veículos com capacidade igual ou superior à da maior estação do sistema. Para a utilização desta heurística com veículos menores, algumas de suas condicionais necessitam ser alteradas.
- Limitações do Otimizador: o modelo de otimização realiza a roteirização de veículos para coleta e entrega. No entanto, ele não é capaz de lidar com dados de entrada que não gerem ao menos uma solução viável. Portanto, o balanço de massa descrito nas equações (8a) e (8b), utilizadas na Heurística 2, são essenciais para a exequibilidade das otimizações.

Por fim, a Tabela 32 apresenta um resumo de contribuições do presente trabalho.

Tabela 32 – Resumo de contribuições do presente trabalho

Tópico	Contribuições do presente trabalho
Compilação de material acadêmico e comercial	Foi realizada uma compilação de informações tanto acadêmicas como do meio comercial sobre a utilização e o funcionamento de SBCs no Brasil e no mundo. Tal material pode ser aproveitado para fins de pesquisa e didáticos.
Contextualização de SBCs no desenvolvimento social e ambiental	Definiu-se o SBC como um ator social, visto que é um meio de integração social (pois sua utilização depende do compartilhamento de recursos) e promoção de igualdade (já que todos os usuários utilizam as mesmas bicicletas, independentemente de qualquer fator pessoal ou social). Além disso, foi apresentado um panorama histórico dos SBCs no Brasil.

Tópico	Contribuições do presente trabalho
Sobre Simulação-Otimização	Foi realizada uma revisão sobre a utilização de simulação e otimização, incluindo a apresentação de uma recente taxonomia proposta por Figueira e Lobo (2014) e a subsequente classificação de diversos artigos de acordo com essa taxonomia. Apenas dois de dezenas de trabalhos analisados para SBCs, no entanto, utilizam S-O para abordar o problema de rebalanceamento: Caggiani e Ottomanelli (2012; 2013) - os autores utilizam-se de micro-simulação e aplicações modulares a cada 5 estações. O presente trabalho, por sua vez, utiliza simulação-otimização com um método híbrido composto por 4 etapas e considera um número maior de estações (conforme sugestão dada para trabalhos futuros pelos próprios autores citados).
Mobilidade: Cenário atual do Brasil e de São Paulo	Foi contextualizado o cenário de legislações existentes em São Paulo e no Brasil, de modo a propiciar o melhor aproveitamento da cidade por parte dos cidadãos, articulando mobilidade e desenvolvimento urbano – o que favorece, por exemplo a instalação de novos sistemas ou novas estações de SBCs.
Caracterização de uso de SBC no Brasil através de análise de dados disponibilizados pelo operador	Foram analisados e descritos os dados referentes a perfil dos usuários, total de viagens realizadas, duração das viagens realizadas, variação da demanda ao longo dos dias, padrões de utilização das estações, estações mais solicitadas, trajetos mais utilizados, identificação de janelas de tempo de reposição, dentre outros aspectos relevantes.
Desenvolvimento de ferramenta para coleta de dados via internet	Foi desenvolvido um programa rastreador web para coletar informações de estoque do sistema em tempo real. Este programa foi aplicado continuamente durante um mês e, a partir disso, pôde-se obter todos os dados de estoques das estações para julho de 2015. Foi possível validar a hipótese inicial de influência dos fatores climáticos na utilização do Bike Sampa. O clima não influi apenas em viagens de lazer, que tipicamente ocorrem aos finais de semana, mas também age em viagens realizadas em dias úteis.
Análises de características e complementaridade de demanda em estações muito solicitadas	Foram apresentados os níveis de ocupação dos pares de pontos específicos cujas demandas são complementares (movimento pendular). Concluiu-se que este comportamento é intrínseco ao sistema e os mantenedores de SBCs devem levar isso em conta em suas decisões. Além disso, a demanda das estações varia conforme sua localização geográfica – por exemplo, pontos mais próximos a parques têm maior utilização das bicicletas para lazer, apresentando alta incidência de viagens circulares (origem igual ao destino), bem como a altitude relativa das estações também impacta em seus padrões de demanda.

Tópico	Contribuições do presente trabalho
Simulação-Otimização para rebalanceamento de SBCs	Utilização de simulação-otimização para todas as estações do SBC. Reproduz o padrão de utilização do sistema em escala real, possibilitando a criação de cenários para avaliar as políticas de rebalanceamento e o uso de seus veículos
Proposição de método	No presente trabalho foi proposto, implementado e testado um método para abordagem do problema de rebalanceamento em SBCs. O modelo híbrido de simulação-otimização desenvolvido possui etapas e módulos bem definidos, de modo que seus componentes podem ser modificados para adaptações e melhorias sem comprometer a estrutura racional que compõe o método.
Generalidade da pesquisa	Apesar do aprofundamento na análise de dados do Bike Sampa, os procedimentos e cálculos utilizados podem ser aplicados a qualquer SBC que disponha de dados. Além disso, mesmo que o próprio Bike Sampa seja reestruturado, as análises realizadas revelam o padrão de comportamento e as tendências de perfil de uso dos usuários, informações que podem ser utilizadas para qualquer novo sistema na cidade de São Paulo.
Potenciais do projeto	Projeto brasileiro com potencial de aplicação real, por estar alinhado ao estado da arte, pelo fato de lidar com um tema contemporâneo e abordar um os principais problemas enfrentados em SBCs de importantes cidades ao redor do mundo.

6.1. Recomendações para trabalhos futuros

A presente tese integra um processo de pesquisa que vem sendo desenvolvido pelo autor desde 2011. Dessa forma, as próximas recomendações valem para o próprio e para qualquer pesquisador ou entusiasta do tema, ou ainda, para as empresas que operam este tipo de sistema e que podem se interessar por essa linha de pesquisa.

A principal recomendação refere-se à criação de um produto para utilização operacional de fato. Um sistema embarcado que emule o sistema real e que conte com informações do sistema em tempo real: seus estoques e componentes, além de informações relevantes para previsões de demanda mais assertivas, como aspectos meteorológicos, e com todos os parâmetros necessários à geração de roteiros de

coleta e entrega para os operadores do rebalanceamento. Esta perspectiva ainda é negligenciada na literatura e prática mundial. Em outras palavras, recomenda-se realizar os ajustes necessários para aplicação do método desenvolvido em sistemas reais e realizar testes de desempenho no Bike Sampa ou em sistema similar, criando-se assim uma ferramenta de controle e gestão de operações de rebalanceamentos em SBCs, *on-line* e em tempo real.

Em nível tático, recomenda-se que o método proposto no presente trabalho seja explorado para melhor determinação dos clusters de atuação dos veículos rebalanceadores. Além disso, recomenda-se a inclusão de componentes dinâmicos em sua formulação, capazes de adequar os clusters a crescimentos de demanda ou mudanças de padrões de fluxos, por exemplo.

A nível estratégico recomenda-se a exploração do modelo para testes considerando a abertura de novas estações, aumento de capacidade de estações, mudanças de localização, aumento de frota de bicicletas, mudanças na frota de veículos rebalanceadores, entre outras decisões que podem impactar o sistema analisado no longo prazo.

Com relação à modelagem propõe-se a geração e o teste de novas heurísticas para a clusterização das estações (Heurística 1) e para a seleção de estações e quantidade de bicicletas a serem realocadas (Heurística 2). Estas heurísticas também podem ser aprimoradas com buscas locais e meta-heurísticas e ainda podem ser testadas com as demandas de diferentes meses da operação, a fim de se validar sua robustez em possíveis cenários de diferente sazonalidade de demanda.

Outros resultados obtidos nos modelos também podem ser mais trabalhados e utilizados para a tomada de decisões em sistemas reais, como a ocupação média das estações e o tempo total em que elas ficaram vazias ou lotadas. Dessa forma, podem ser criados diferentes cenários de análise para tal.

Ademais, no presente trabalho as incertezas foram tratadas como dados de entrada para o modelo híbrido de simulação e otimização, de forma a aproximá-lo mais da realidade. No entanto, este tema pode ter seu desenvolvimento aprofundado em desdobramentos e trabalhos futuros. Por exemplo, um possível desdobramento diz respeito ao uso de *machine learning* para que o reposicionamento de bicicletas não

seja reativo, mas sim antecipe a demanda de cada estação (ou cluster de estações) nos turnos futuros ao da tomada de decisão. As ferramentas de previsão podem variar das abordagens mais simples, utilizando apenas os dados históricos daquele dia da semana, por exemplo, até às mais completas, considerando fatores externos como as condições climáticas. Então, esta capacidade de ação proativa deve ser incorporada às ferramentas de reposicionamento

Foi observado, também, que o SBC paulistano já possui padrões de demanda bem definidos, que se assemelham a outros sistemas estudados na literatura. A existência de tais padrões sugere que a ferramenta desenvolvida é genérica, isto é, pode ser adaptada para utilização em qualquer SBC.

Por outro lado, recomenda-se aos mantenedores de SBCs que seja realizada a criação de um banco de dados padronizado acerca da utilização dos sistemas, de forma que tais dados possam ser utilizados como insumos para novos desenvolvimentos, e para a tomada de decisão mais assertiva. Dessa forma, é fundamental que se comece a armazenar as informações referentes aos estoques das estações a cada instante, bem como os dados dos veículos de rebalanceamento (dinâmico e estático, isto é, diurno e noturno) e suas respectivas operações.

Complementando, ao se levar em conta a dificuldade encontrada para a obtenção de parte dos dados utilizados na presente pesquisa, sugere-se que haja maior transparência e abertura dessas informações para o público. Isto porque os dados de utilização são de grande importância para um sistema público de transportes, e sua disponibilização pode gerar mais confiança por parte da população (potenciais usuários), o que acarretaria em aumento de adesão a este sistema de transporte, além de ser ponto de interesse de órgãos públicos, meio acadêmico, pesquisadores, entre outros.

Por fim, como sugestões para desenvolvimentos futuros do presente modelo, propõe-se:

- Aplicar o modelo desenvolvido em outros sistemas, com cenários de ampliação elaborados e/ou benchmarks encontrados na literatura, como os apresentados por Dell'Amico et al. (2014);

- Aprimorar a aplicação para que ao final do turno da tarde as últimas viagens de rebalanceamento já reposicionem os estoques de bicicletas para o dia seguinte, evitando ou diminuindo a necessidade de existência do turno noturno de operação;
- Incluir previsibilidade meteorológica e outros fatores externos nas demandas e nos tempos consideradas pelos modelos, como, por exemplo: calcular novamente os tempos de viagem entre estações em determinados períodos, a fim de se considerar o impacto das condições de tráfego atuais.
- Antecipar o início e fim do turno da noite dos veículos rebalanceadores em uma ou duas horas, a fim de verificar seu impacto no sistema, ou ainda, alterar o fim do turno da noite para que este prepare as estações para o dia seguinte, poupando a utilização de um possível turno da madrugada (de rebalanceamento estático)
- Realizar *tradeoffs* com tamanhos de frotas diferentes e até heterogêneas, dado que o modelo pode ser facilmente adaptado para estes testes.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdelmaguid, T.F., Dessouky M.M., Ordóñez, F., 2009. Heuristic approaches for the inventory-routing problem with backlogging. *Computers and Industrial Engineering*. Vol. 56, No. 4, pp. 1519-1534.
- Ahmed, F., Rose, G. e Jacob, C., 2010. Impact of weather on commuter cyclist behaviour and implications for climate change adaptation. In *Australasian Transport Research Forum (ATRF)*, 33rd, 2010, Canberra, ACT, Australia.
- Anand, P., 2013. New York Nerds Sift Citi Bike Data to Solve Availability. *Bloomberg Business*. Disponível em: <http://www.bloomberg.com/news/articles/2013-11-06/new-york-nerds-sift-citi-bike-data-to-solve-rebalancing-riddle> [Acessado em 25 de abril de 2015].
- Andersson, H., Hoff, A., Christiansen, M., Hasle, G., Løkketangen, A., 2010. Industrial aspects and literature survey: Combined inventory management and routing. *Computers and Operations Research*, 37(9), pp.1515–1536.
- Aultman-Hall, L. e Kaltenecker, M.G., 1999. Toronto bicycle commuter safety rates. *Accident Analysis & Prevention*, 31(6), pp.675–686.
- Baita, F., Ukovich, W., Pesenti R., Favaretto, D., 1998. Dynamic Routing-and-Inventory Problems: a Review. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* Vol. 32, No. 8, pp 585-598.
- Barco, B.L., 1998. A Logística do Contêiner Vazio. Dissertação de Mestrado. Departamento de Engenharia Naval e Oceânica da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo.
- Bauer, A., Bullnheimer, B., Hartl, R. F., Strauss, C., 1999. An ant colony optimization approach for the single machine total tardiness problem. In *Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on*, volume 2. IEEE.
- Bellman, R., 1957. A Markovian Decision Process. Technical Report. DTIC Document.
- Benchimol, M., Benchimol, P., Chappert, B., De La Taille, A., Laroche, F., Meunier, F., Robinet, L., 2011. Balancing the stations of a self service “bike hire” system. *RAIRO-Operations Research*, 45(01), pp.37–61.
- Berbeglia, G., Cordeau, J.F., Laporte, G., 2010. Dynamic pickup and delivery problems. *European Journal of Operational Research*, 202(1), pp.8–15.

Bernstein, A., 2013. Survey: 64% of Citibike Users Unhappy About Full or Empty Docks. WNYC Transportation Nation. Disponível em: <http://www.wnyc.org/story/survey-64-citibike-users-unhappy-about-full-and-empty-docks/> [Acessado em 14 de julho de 2015].

Bertolini, E., 2014. Bike Sampa agora tem 1 hora de gratuidade e liberação pelo Bilhete Único. Website da Organização Vá de Bike. Disponível em: <http://vadebike.org/2014/01/bike-sampa-bilhete-unico-uma-hora-gratuidade/>. [Acessado em 12 de Junho de 2015].

Bertoni, E., 2015. Bicicletas elétricas ajudam a vencer ladeiras em São Luiz do Paraitinga. Folha de S. Paulo. Disponível em: <http://www1.folha.uol.com.br/cotidiano/2015/06/1638493-bicicletas-eletricas-ajudam-a-vencer-ladeiras-em-sao-luiz-do-paraitinga.shtml> [Acessado em 12 de Junho de 2015].

Bianchessi, N., Righini, G., 2007. Heuristic algorithms for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery. Computers and Operations Research. Vol 34, No. 2, pp. 578-594.

Bierlaire, M., 2015. Simulation and optimization: a short review. Transportation Research Part C, 55, pp. 4-13.

Bishop, C.M., 2006. Pattern recognition and machine learning, Nova York: Springer.

Bohler-Baedeker, S., Kost, C., Merforth, M., Kumar, K., 2014. Planos de Mobilidade Urbana: Abordagens Nacionais e Práticas Locais. Disponível em: <http://itdpbrasil.org.br/publicacoes/>. [Acessado em 20 de janeiro de 2015].

Bordagaray, M., Ibeas, A., Dell'Olio, L., 2012. Modeling user perception of public bicycle services. Procedia - Social and Behavioral Sciences, Vol. 54, pp. 1308 – 1316.

Borshchev, A., Filippov, A., 2004. From System Dynamics and Discrete Event to Practical Agent Based Modeling: Reasons, Techniques, Tools. Proceedings of the 22nd International Conference of the System Dynamics Society. Oxford: [s.n.].

Brasil, 2012. Lei no 12.587, de 3 de janeiro de 2012. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12587.htm. [Acessado em 14 de abril de 2015].

Brasil, 2013. Política Nacional de Mobilidade Urbana. p.37. Disponível em: http://www.cidades.gov.br/images/stories/ArquivosSEMOB/cartilha_lei_12587.pdf. [Acessado em 14 de abril de 2015].

Brinkmann, J., Ulmer, M.W. e Mattfeld, D.C., 2015. Short-term strategies for stochastic inventory routing in bike sharing systems. *Transportation Research Procedia* 10 (2015) 364 – 373. 18th Euro Working Group on Transportation, EWGT 2015, 14-16 July 2015, Delft, The Netherlands.

Brinkmann, J., Ulmer, M.W., Mattfeld, D.C., 2015b. Inventory Routing for Bikes Sharing Systems. Working Paper (2015-01-12).

Brito, T. B., Silva, R. C. S., Villar, M., Trevisan, E. F. C. Development of a Simulation-Optimization Model for the Evaluation of Heuristics for Dynamic Bike-Sharing Balancing Problem. In: 13th World Congress on Transportation Research, 2013, Rio de Janeiro. Proceeding of the 3th World Congress on Transportation Research, 2013.

Brito, T.B., 2016. Agent-based simulation for yard management in container terminal operations. Versão corr., Tese de Doutorado. Departamento de Engenharia Naval e Oceânica da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 258 p.

Buck, D., Buehler, R., Happ, P., Rawls, B., Chung, P., Borecki, N., 2013. Are Bikeshare Users Different from Regular Cyclists? A First Look at Short-Term Users, Annual Members, and Area Cyclists in the Washington, DC, Region. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2387), pp.112–119.

Buehler, R., Pucher, J., 2012. Cycling to work in 90 large American cities: new evidence on the role of bike paths and lanes. *Transportation*, 39(2), pp.409–432.

Caggiani, L., Ottomanelli, M., 2012. A modular soft computing based method for vehicles repositioning in bike-sharing systems. EWGT 2012. 15th meeting of the EURO Working Group on Transportation. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 54, pp. 675-684.

Caggiani, L., Ottomanelli, M., 2013. A dynamic simulation based model for optimal fleet repositioning in bike-sharing systems. SIDT Scientific Seminar 2012. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 87, pp. 203-210.

Capital Bikeshare, 2015. The System in (re)Balance. Website do Capital Bikeshare. Disponível em: <https://www.capitalbikeshare.com/news/2015/04/02/the-system-in-rebalance>. [Acessado em 14 de julho de 2015].

CET, 2015. Infraestrutura Cicloviária Permanente da Cidade de São Paulo. Google Maps. Disponível em: <https://www.google.com/maps/d/viewer?mid=z9TqTcegPvdk.kD1kEBduCkvl> [Acessado em 28 de Julho de 2015].

Chemla, D., Meunier, F., Pradeau, T. Wolfler, C. R., Yahiaoui, H., 2013. Self-service bike sharing systems: simulation, repositioning, pricing. HAL Id: hal-00824078. Disponível em: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00824078> [Acessado em 18 de Janeiro de 2016].

Chemla, D., Meunier, F., Wolfler C. R., 2012. Bike sharing systems: Solving the static rebalancing problem. *Discrete Optimization* 10(2):120–146.

Chemla, D., Meunier, F., Wolfler-Calvo, R., 2011. Balancing a bike-sharing system with multiple vehicles. ROADEF 2011, Saint Etienne.

Chen, B., Pinelli, F., Sinn, M., Botea, A., Calabrese, F., 2013. Uncertainty in urban mobility: predicting waiting times for shared bicycles and parking lots. *Proceedings of the 16th International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, The Hague, The Netherlands, October 6-9, 2013.

Cheung, R.K., Chen, C.Y., 1998. A Two-Stage Stochastic Network Model and Solution Methods for the Dynamic Empty Container Allocation Problem. *Transportation Science* 32(2), 142-162.

Chwif, L., Medina, A.C., 2007. Modelagem e simulação de eventos discretos: Teoria e Aplicações. Editora do Autor, 2ª Edição, São Paulo

Ciclo Sampa, 2015. Ciclo Sampa. Website do Ciclo Sampa. Disponível em: <http://www.ciclosampa.com.br>. [Acessado em 14 de abril de 2015].

Cimino, A., Diaz, R., Longo, F., Mirabelli, G., 2007. Empty containers repositioning: a state of the art overview. *Proceedings of the 2010 Spring Simulation Multiconference*. Article No. 72. Orlando, Florida — April 11 - 15, 2010.

Citibike, 2013. Bike Share Balance. Blog do citibike. Disponível em: <http://citibikeblog.tumblr.com/post/89288402277/bike-share-balance> [Acessado em 14 de julho de 2015].

Côme, E., Oukhellou L., 2014. Model-based count series clustering for Bike Sharing System usage mining, a case study with the Velib system of Paris. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 27p. <hal-01052621>

Compartibike, 2015. Sistema de Bicicletas Compartilhadas. Projetos Desenvolvidos. Disponível em: <http://www.compartibike.com.br/projetos/> [Acessado em 10 de maio de 2015].

Contardo C., Morency C., Rousseau L.M., 2012. Balancing a Dynamic Public Bike-Sharing System. CIRRELT-2012-09. Disponível em: <https://www.cirreлт.ca/DocumentsTravail/CIRRELT-2012-09.pdf>. [Acessado em 14 de julho de 2015].

Conway, M.W., 2014. Predicting the Popularity of Bicycle Sharing Stations: An Accessibility-Based Approach Using Linear Regression and Random Forests. Disponível em: www.indicatrix.org [Acessado em 20 de agosto de 2015].

Creswell, J.W., Clark, V.L.P., 2007. Designing and conducting mixed methods research. California: Sage Publications, Inc. 2007.

Datta, A.K., 2014. Predicting bike-share usage patterns with machine learning. University of Oslo.

De Chardon, C.M., Caruso, G., 2014. Estimating bike-share trips using station level data. Transportation Research Part B, Vol. 78, pp. 260–279.

Dell'Amico, M., Hadjicostantinou, E., Iori, M., Novellani, S., 2014. The bike sharing rebalancing problem: Mathematical formulations and benchmark instances. Omega, 45 (2014), pp. 7–19.

DeMaio, P.J., 2003. Smart bikes: Public transportation for the 21st century. Transportation Quarterly, 57(1), pp.9–11.

DeMaio, P.J., 2009. Bike-sharing: History, impacts, models of provision, and future. Journal of Public Transportation, 12(4), pp.41–56.

Den Besten, M., Stützle, T., Dorigo, M., 2000. Ant colony optimization for the total weighted tardiness problem. In Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI, pp. 611–620. Springer.

Di Gaspero, L., Rendl, A., Urli, T., 2013. A Hybrid ACO+CP for Balancing Bicycle Sharing Systems. M.J. Blesa et al. (Eds.): HM 2013, LNCS 7919, pp. 198–212. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2013

Di Gaspero, L., Rendl, A., Urli, T., 2013. Constraint-based approaches for balancing bike sharing systems.

Diário Catarinense, 2015. “Floribike é o sistema ideal para a cidade” afirma secretário de Mobilidade Urbana. Website da Agência Nacional de Transportes Públicos. Disponível em: <http://antp.org.br/website/noticias/show.asp?npgCode=45995B4A-B35D-4AF9-8402-A39008CD3966> [Acessado em 14 de julho de 2015].

- Dorigo, M., Caro, G., Gambardella, L., 1999. Ant algorithms for discrete optimization. *Artificial life*, 5(2):137–172.
- Dorigo, M., Maniezzo, V., Coloni, A., 1996. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, 26(1):29–41.
- Erdoğan, G., Battarra, M., Wolfler-Calvo, R., 2015. An exact algorithm for the static rebalancing problem arising in bicycle sharing systems. *European Journal of Operational Research*, Vol. 245, pp. 667-679.
- Erdoğan, G., Laporte, G., Wolfler-Calvo, R., 2014. The static bicycle relocation problem with demand intervals. *European Journal of Operational Research*, Vol. 238, pp. 451-457.
- Faghih-Imani, A., Eluru, N., El-Geneidy, A.M., Rabbat, M., Haq, U., 2014. How land-use and urban form impact bicycle flows: evidence from the bicycle-sharing system (BIXI) in Montreal. *Journal of Transport Geography*, 41, pp.306–314.
- Figueira, G., Lobo, B.A., 2014. Hybrid simulation-optimization methods: a taxonomy and discussion. *Simulation Modeling Practice and Theory*, 46, pp. 118-134.
- Fishman, E., 2015. Bikeshare: A Review of Recent Literature. *Transport Reviews*, (ahead-of-print), pp.1–22.
- Fishman, E., Washington, S., Haworth, N., 2012. Barriers and facilitators to public bicycle scheme use: A qualitative approach. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 15(6), pp.686–698.
- Fishman, E., Washington, S., Haworth, N., 2014. Bike share's impact on car use: evidence from the United States, Great Britain, and Australia. *Transportation Research Part D*, Vol. 31, pp. 13-20.
- Fishman, E., Washington, S., Haworth, N., Mazzei, A., 2014. Barriers to bikesharing: an analysis from Melbourne and Brisbane. *Journal of Transport Geography*, 41, pp.325–337.
- Fishman, E., Washington, S., Haworth, N., Watson, A., 2015. Factors influencing bike share membership: An analysis of Melbourne and Brisbane. *Transportation research part A: policy and practice*, 71, pp.17–30.

Flegenheimer, M., 2013. The Balancing Act That Bike-Share Riders Just Watch. The New York Times. Disponível em: http://www.nytimes.com/2013/08/15/nyregion/the-balancing-act-that-bike-share-riders-just-watch.html?_r=1. [Acessado em 10 de junho de 2015].

Flick, U., 2009. Introdução à pesquisa qualitativa. 3ª. Ed. Porto Alegre: Bookman Artmed.

Floripa News, 2015. Florianópolis terá bicicletas públicas e Zona 30. Notícias. Disponível em: <http://www.floripanews.com.br/noticia/7912-florianopolis-tera-bicicletas-publicas-e-zona-30> [Acessado em 5 de maio de 2015].

Forma, I.A., Raviv, T., Tzur, M., 2015. A 3-step math heuristic for the static repositioning problem in bike-sharing systems. Transportation Research Part B: Methodological, 71, pp. 230–247.

Frade, I., Ribeiro, A., 2014. Bicycle sharing systems demand. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 111, pp.518–527.

Fricker, C., Gast, N., 2014. Incentives and redistribution in homogeneous bike-sharing systems with stations of finite capacity.

Galvez, C., 2012. São Caetano terá 30 bicicletas adaptadas. Diário do Grande ABC. Disponível em: <http://www.dgabc.com.br/Noticia/69854/sao-caetano-tera-30-bicicletas-adaptadas>. [Acessado em 15 de julho de 2015]

Garcia-Gutierrez, J., Romero-Torres, J., Gaytan-Iniestra, J., 2014. Dimensioning of a bike sharing system (BSS): a study case in Nezahualcoyotl, Mexico. Procedia - Social and Behavioral Sciences, Vol. 162, pp. 253 – 262.

García-Palomares, J.C., Gutiérrez, J., Latorre, M., 2012. Optimizing the location of stations in bike-sharing programs: A GIS approach. Applied Geography, Vol. 35, pp. 235-246.

Gifford, J., Campus, A., 2004. Will smart bikes succeed as public transportation in the United States? Center for Urban Transportation Research, 7(2), p.1.

Glover, F., (1990). Artificial intelligence, heuristic frameworks and tabu search, Manag. Decis. Econom. 11, 365-375 (1990).

Gomide, A.D.Á., Morato, R., 2011. Instrumentos de desestímulo ao uso do transporte individual motorizado: lições e recomendações, São Paulo. Disponível em: <http://www.energiaeambiente.org.br/index.php/bibliotecas/download/38?arq=DesistimuloTransIndiv.pdf>. [Acessado em 20 de janeiro de 2015].

Goodman, A. e Cheshire, J., 2014. Inequalities in the London bicycle sharing system revisited: impacts of extending the scheme to poorer areas but then doubling prices. *Journal of Transport Geography*, 41, pp.272–279.

Goodman, A., Green, J., Woodcock, J., 2013. The role of bicycle sharing systems in normalising the image of cycling: An observational study of London cyclists. *Journal of Transport & Health*, Vol. 1, pp. 5–8.

Grant, C., 2011. Moving Forward in Barcelona. Shift. Disponível em: <http://christinemgrant.com/2011/08/24/moving-forward-in-barcelona/>. [Acessado em 10 de junho de 2015].

Haider, Z., Nikolaev, A., Kang, J.E., Kwon, C., 2014. Inventory rebalancing through pricing in public bike sharing systems.

Harms, L., Bertolini, L., Brömmelstroet, M., 2013. Social and spatial differentiation of bicycle use patterns in the Netherlands. 13th WCTR. Rio de Janeiro, Brazil.

Henderson, J., Fishman, A., 2013. Divvy: Helping Chicago's New Bike Share Find Its Balance. Data Science for Social Good. Disponível em: <http://dssg.io/2013/08/09/divvy-helping-chicagos-new-bike-share.html>. [Acessado em 10 de junho de 2015].

Herer, Y.T., Fuculty, R.L., 1997. The metered inventory routing problem, an integrative heuristic algorithm. *International Journal of Production Economics* Vol. 51, pp 69-81.

Hernández-Pérez, H., Salazar-González, J.J., 2007. The One-Commodity Pickup-and-Delivery Traveling Salesman Problem: Inequalities and Algorithms. *Networks – An International Journal*. Volume 50, Issue 4, pp. 258–272.

Ho, S. C., Szeto, W.Y., 2014. Solving a static repositioning problem in bike-sharing systems using iterated tabu search. *Transportation Research Part E*, Vol. 69, pp. 180–198.

IBGE, 2014a. Cidades@. Website do IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: <http://cidades.ibge.gov.br> [Acessado em 15 de julho de 2015].

IBGE, 2014b. Informações completas de São Paulo - SP. Cidades@ - Website do IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: <http://cidades.ibge.gov.br/xtras/perfil.php?codmun=355030> [Acessado em 20 de junho de 2015].

ITDP et al., 2014. Guia de planejamento de sistemas de bicicletas compartilhadas, Rio de Janeiro. Disponível em: <http://itdpbrasil.org.br/guia-de-planejamento-de-sistemas-de-bicicletas-compartilhadas/>. [Acessado em: 26 de janeiro de 2015].

Jaffe, E., 2014. Balancing Bike-Share Stations Has Become a Se]rious Scientific Endeavor. CITYLAB2. Disponível em: <http://www.citylab.com/commute/2014/08/balancing-bike-share-stations-has-become-a-serious-scientific-endeavor/379188/>. [Acessado em 14 de julho de 2015].

James, G., Witten, D., Hastie, T.H., Tibshirani, R., 2013. An Introduction to Statistical Learning with Applications in R, Nova York: Springer.

Johnson, M., Charlton, J., Oxley, J., Newstead, S., 2010. Naturalistic cycling study: identifying risk factors for on-road commuter cyclists. In Annals of Advances in Automotive Medicine/Annual Scientific Conference. p. 275.

Jurdak, R., 2013. The impact of cost and network topology on urban mobility: A study of public bicycle usage in 2 US cities.

Kacapyr, V., 2014. Citi Bike taps Cornell engineers to improve rebalancing efforts. Cornell University - Press Releases. Disponível em: <http://mediarelations.cornell.edu/2014/10/27/citi-bike-taps-cornell-engineers-to-improve-rebalancing-efforts/> [Acessado em 20 de março de 2015].

Kall, P., Wallace, S., 1994. Stochastic Programming. John Wiley & Sons.

Kaltenbrunner, A., Meza, R., Grivolla, J., Codina, J., Banchs, R., 2010. Urban cycles and mobility patterns: Exploring and predicting trends in a bicycle-based public transport system. Pervasive and Mobile Computing, 6(4), pp.455–466.

Kelton, W.D., Sadowski, R.P., Sadowski, D.A., 1998. Simulation with ARENA, McGraw Hill, Boston, MA.

Khaled S. Al-S., 1995. A tabu search approach to the clustering problem. Pattern Recognition , Vol. 28, No. 9, pp. 1443 1451, 1995 Elsevier Science Ltd.

Klemmt, A., Horn, S., Weigert, G., Wolter, K.J., 2009. Simulation-based optimization vs. mathematical programming: a hybrid approach for optimizing scheduling problems. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 25, pp. 917-925.

Kloimüllner. C., Papazek, P., Hu, B., Raidl, G.R., 2014. Balancing Bicycle Sharing Systems: An Approach for the Dynamic Case. Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization. Lecture Notes in Computer Science, Springer, pp 8600:73–84

LDA Consulting, 2013. 2013 Capital bikeshare member survey report.

Leonard, T.C., 2008. Richard H. Thaler, Cass R. Sunstein, Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness. *Constitutional Political Economy*, 19(4), pp.356–360.

Lewis, T., 2011. Has London's cycle hire scheme been a capital idea. *Guardian* Retrieved from: <http://www.guardian.co.uk/uk/bike-blog/2011/jul/10/borisbikes-hire-scheme-london>. [Acessado em: 14 de abril de 2015].

Lin, J.R. e Yang, T.H., 2011. Strategic design of public bicycle sharing systems with service level constraints. *Transportation research part E: logistics and transportation review*, 47(2), pp.284–294.

Lin, J.R., Yang, T.H., Chang, Y.C., 2013. A hub location inventory model for bicycle sharing system design: Formulation and solution. *Computers & Industrial Engineering*, 65(1), pp.77–86.

Lin, W., Lin, S., Horng, S., 2014. Optimization on Bicycle Sharing Network. *Journal of Electrical Engineering*, Vol. 2, pp. 169-174.

Liu, Z., Jia, X., Cheng, W., 2012. Solving the Last Mile Problem: Ensure the Success of Public Bicycle System in Beijing. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Vol. 43 pp. 73-78.

Martens, K., 2007. Promoting bike-and-ride: The Dutch experience. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 41(4), pp.326–338.

Martin, E.W., Shaheen, S.A., 2014. Evaluating public transit modal shift dynamics in response to bikesharing: A tale of two U.S. cities. *Journal of Transport Geography*, Vol. 41, pp. 315-324.

Meddin, R., DeMaio, P.J., 2015. The Bike-Sharing World Map. Google Maps. Disponível em: https://www.google.com/maps/d/viewer?ll=43.580391,-42.890625&spn=143.80149,154.6875&hl=en&msa=0&z=1&source=embed&ie=UTF8&om=1&mid=zGPISU9zZvZw.kmqv_ul1Mfkl. [Acessado em 15 de julho de 2015].

Merkle, D., Middendorf, M., 2003. Ant colony optimization with global pheromone evaluation for scheduling a single machine. *Applied Intelligence*, 18(1):105–111.

Midgley, P., 2009. The role of smart bike-sharing systems in urban mobility. *Journeys*, 2, pp.23–31.

Midgley, P., 2011. Bicycle-sharing schemes: Enhancing sustainable mobility in urban areas. United Nations, Department of Economic and Social Affairs.

Miguel, P.A.C., Fleury, A., Mello, C.H.P., Nakano, D.N., Lima, E.P, Turrioni, J.B, Ho, L.L., Morabito, R., Martins, R.A., Sousa, R., Costa, S.E.G, Pureza, V., 2012. Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações. 2ª. Ed. São Paulo: Elsevier.

Miller, S., 2013. Words of Wisdom From London's Bike-Share Chief. Streets Blog NYC. Disponível em: <http://www.streetsblog.org/2013/06/05/video-words-of-wisdom-from-londons-bike-share-chief/>. [Acessado em 10 de junho de 2015].

Mineta Transportation Institute, 2011. Using Bicycles for the First and Last Mile of a Commute.

Ministério da Ciência Tecnologia e Informação, 2011. Densidade Demográfica. Sinopse do Censo Demográfico para o Semiárido Brasileiro. Disponível em: http://www.insa.gov.br/censosab/index.php?option=com_content&view=article&id=106&Itemid=105 [Acessado em 13 de julho de 2015].

Mitchell, T.M., 1997. Machine learning, Nova York: McGraw-Hill New York.

Mitchell, T.M., 1999. Machine Learning and Data Mining. COMMUNICATIONS OF THE ACM, 42(11).

Mobilicidade, 2015. Bike Sampa. Website do Bike Sampa. Disponível em: <http://www.mobilicidade.com.br/bikesampa> [Acessado em 22 de julho de 2015].

Mota, D.O., 2016. Modelagem da programação de navios para otimização no canal de acesso ao porto de Santos. Tese de Doutorado. Departamento de Engenharia Naval e Oceânica da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 169 p.

Movimento Conviva, 2015. Ciclosampa. Página na internet do Movimento Conviva. Disponível em: <http://movimentoconviva.com.br/ciclosampa/> [Acessado em 22 de julho de 2015].

O'Brien, O., 2015. Bike Share Map. Suprageography. Disponível em: <http://oobrien.com/bikesharemap/> [Acessado em 15 de julho de 2015].

Ono, R.T., 2007. Modelagem sistêmica e planejamento logístico da cadeia de suprimentos de petróleo. Tese de Doutorado. Departamento de Engenharia Naval e Oceânica da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 213 p.

- Pan, Q.K., Tasgetiren, M.F., Liang, Y.C. 2006. Minimizing total earliness and tardiness penalties with a common due date on a single-machine using a discrete particle swarm optimization algorithm. In *Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence*, pp. 460–467. Springer.
- Papazek, P., Kloimullner, C., Hu, B., Raidl, G. R., 2014. Balancing bicycle sharing systems: an analysis of path relinking and recombination within a GRASP hybrid.
- Parkes, S.D., Marsden, G., Shaheen, S.A., Cohen, A.P., 2013. Understanding the diffusion of public bikesharing systems: evidence from Europe and North America. *Journal of Transport Geography*, 31, pp.94–103.
- Patil, A., Musale, K., Rao, B.P., 2015. Bike Share Demand Prediction using RandomForests. *International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology*, 2(4).
- Pfrommer, J., Warrington, J., Schilbach, G., Morari, M., 2014. Dynamic vehicle redistribution and online price incentives in shared mobility systems. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 15(4), pp.1567–1578.
- Pham, D., Koc, E., Lee, J., Phrueksanant, J., 2007. Using the bees algorithm to schedule jobs for a machine. In *Proceedings Eighth International Conference on Laser Metrology, CMM and Machine Tool Performance, LAMDAMAP, Euspen, UK, Cardiff*, pp. 430–439
- Pontes, G.S., Maeoka, A., Cunha, R., 2015. Modelo de simulação do rebalanceamento do sistema de compartilhamento de bicicletas de São Paulo. Trabalho de Formatura da Escola Politécnica da USP, co-orientado pelo autor desta pesquisa.
- Pucher, J., Dill, J., Handy, S., 2010. Infrastructure, programs, and policies to increase bicycling: an international review. *Preventive medicine*, 50, pp.S106–S125.
- Raidl, G. R., Hu, B., Rainer-Harbach, M., Papazek, P., 2013. Balancing Bicycle Sharing Systems: Improving a VNS by Efficiently Determining Optimal Loading Operations.
- Rainer-Harbach, M., Papazek, P., Hu, B., Raidl, G. R., 2013. Balancing Bicycle Sharing Systems: A Variable Neighborhood Search Approach.
- Randriamanamihaga, A.N., Côme, E., Oukhellou, L., Govaert, G., 2014. Clustering the Vélib' dynamic Origin/Destination flows using a family of Poisson mixture models. *Neurocomputing*, 141, pp.124–138.
- Raviv, T., Kolka, O., 2012. Optimal inventory management of a bike-sharing station. *IIE Transactions*, Vol. 45, pp. 1077-1093.

Raviv, T., Tzur, M., Forma, I.A., 2013. Static repositioning in a bike-sharing system: models and solution approaches. *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 2(3), pp.187–229.

Replogle, M.A., Fulton, L.M., 2014. Cenários globais para uma mobilidade mais sustentável: Impactos e potencial da redução do uso do carro, promoção do transporte coletivo, modo a pé e bicicleta, EUA. Disponível em: https://www.itdp.org/wp-content/uploads/2014/09/ITDP-Brasil_Global-High-Shift-Scenario_em-PT_vers%C3%A3o-WEB.pdf. [Acessado em: 26 de janeiro de 2015].

Resende, M.G.C., Ribeiro, C.C., 2003. Greedy randomized adaptive search procedures. In F. Glover and G. Kochenberger, editors, *Handbook of Metaheuristics*, pp. 219–249, Kluwer Academic Publishers, 2003.

Rezende, L.B., 2003. A Logística do Contêiner Vazio, Uma Nova Abordagem. Dissertação de Mestrado. Departamento de Engenharia Naval e Oceânica da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo.

Ricci, M., 2015. Bike sharing: A review of evidence on impacts and processes of implementation and operation. *Research in Transportation Business & Management*, 15, pp.28–38.

Rixey, R.A., 2013. Station-level forecasting of bikesharing ridership. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 2387, pp. 46-55.

Rodrigue, J.P., Comtois, C., Slack, B., 2013. *The geography of transport systems*, Routledge.

Romero, J.P., Ibeas, A., Moura, J.L., Benavente, J., Alonso, B., 2012. A simulation-optimization approach to design efficient systems of bike-sharing. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 54, pp. 646-655.

Rudloff, C., Lackner, B., 2013. Modeling demand for bicycle sharing systems - neighboring stations as a source for demand and a reason for structural breaks. In *Transportation Research Board Annual Meeting*.

São Paulo (município), 2013. Projeto de lei no 688/13. Disponível em: <http://gestaourbana.prefeitura.sp.gov.br/projeto-de-lei-com-links/>. [Acessado em 14 de abril de 2015].

São Paulo (município), 2015a. Entenda o Projeto de Lei 688/13. Gestão Urbana SP. Disponível em: <http://gestaourbana.prefeitura.sp.gov.br/entenda-o-projeto-de-lei-68813/>. [Acessado em: 15 de abril de 2015].

São Paulo (município), 2015b. Plano de Mobilidade de São Paulo - Modo Bicicleta, São Paulo. Disponível em: <http://www.prefeitura.sp.gov.br/cidade/secretarias/transportes/planmob/>. [Acessado em: 15 de julho de 2013].

São Paulo (município), 2015c. Plano de Mobilidade Urbana. Disponível em: <http://www.prefeitura.sp.gov.br/cidade/secretarias/transportes/planmob/index.php?p=189299>. [Acessado em: 16 de julho de 2015].

São Paulo (município), 2015d. Programa de metas 2013-2016. Website Planeja Sampa. Disponível em: <http://planejasampa.prefeitura.sp.gov.br/metas> [Acessado em 16 de julho de 2015].

São Paulo (município), 2015e. Projeto de le 01-00421/2015. Website Câmara Municipal de São Paulo. Disponível em: <http://cmspbdoc.inf.br/iah/fulltext/projeto/PL0421-2015.pdf> [Acessado em: 19 de agosto de 2015].

Sarmady, S., 2010. An Investigation on Tabu Search Parameters. School of Computer Sciences, Universiti Sains Malaysia. 11800 Penang, Malaysia.

Sayarshar, H., Tavassoli, S., Zhao, F., 2012. A multi-periodic optimization formulation for bike planning and bike utilization. *Applied Mathematical Modelling*, 36, pp. 4944-4951.

Schuijbroek, J., Hampshire, R., van Hoes, W., 2013. Inventory rebalancing and vehicle routing in bike sharing systems.

Shaheen, S., Cohen, A., Martin, E., 2013. Public bikesharing in North America: early operator understanding and emerging trends. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2387), pp.83–92.

Shaheen, S., Zhang, H., Martin, E., Guzman, S., 2011. China's Hangzhou Public Bicycle. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 2247, pp. 33–41.

Shaheen, S.A., Guzman, S., Zhang, H., 2010. Bikesharing in Europe, the Americas, and Asia. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2143, pp.159–167.

Shu, J., Chou, M., Liu, Q., Teo, C.P., Wang, I.L., 2010. Bicycle-sharing system: deployment, utilization and the value of re-distribution. National University of Singapore-NUS Business School, Singapore.

Siebers, P.O., Macal, C.M., Garnett, J., Buxton, D., Pidd, M., 2010. Discrete-event simulation is dead, long live agent-based simulation! *Journal of Simulation*. September 2010, Volume 4, Issue 3, pp 204–210.

Singhvi, D., Singhvi, S., Frazier, P.I., Henderson, S.G., Mahony, E.O., Shmoys, D.B., Woodard, D.B., 2015. Predicting Bike Usage for New York City's Bike Sharing System.

Singla, A., Santoni, M., Bartok, G., Mukerji, P., Meenen, M., Krause, A., 2015. Incentivizing users for balancing bike sharing systems.

Subramanian, D., Pekny, J.F., Reklaitis, G.V., 2000. A simulation-optimization framework for addressing combinatorial and stochastic aspects of an R&D pipeline management problem. *Computers and Chemical Engineering*, 24, pp. 1005-1011.

Tang, Y., Pan, H., Shen, Q., 2012. Bike-Sharing Systems in Beijing, Shanghai and Hangzhou and Their Impact on Travel Behavior. In *Velo-city Global*. Vancouver. Disponível em: http://www.ecf.com/wp-content/uploads/Tang-Yang-Bike-sharing-Systems-in-Beijing-Shanghai-and-Hangzhou____.pdf. [Acessado em 10 de junho de 2015].

Touraine, A., Mayhew, L.F., 1971. *The post-industrial society: tomorrow's social history: classes, conflicts and culture in the programmed society*, Random House New York.

Tran, T.D., Ovtracht, N., D'Arcier, B.F., 2015. Modeling bike sharing system using built environment factors. *Procedia CIRP*, Vol. 30, pp. 293 – 298.

Transport for London, 2014. Barclays Cycle Hire customer satisfaction and usage survey: Members only.

Tyndall, J., Gordon-Koven, L., 2013. Citi Bike: A [Re]Balancing Act. *The Wagner Planner*, 12 (1), pp. 8–11. Disponível em: <http://static1.squarespace.com/static/5259a1eae4b0107b330796a0/t/530668f4e4b0b8c8f01ddda3/1392929012326/The+Wagner+Planner+Fall+2013.pdf>. [Acessado em 20 de junho de 2015].

Vélib', 2010. Gagnez des minutes supplémentaires grâce aux stations Vélib' « Bonus V+ ». Blog do Vélib'. Disponível em: <http://blog.velib.paris.fr/blog/2010/09/29/les-stations-bonus-un-credit-temps-supplementaire-accorde-aux-grimpeurs/>. [Acessado em 21 de julho de 2015].

Vogel, P., Mattfeld, D.C., 2010. Modeling of repositioning activities in bike-sharing systems. In World Conference on Transport Research (WCTR).

Vogel, P., Mattfeld, D.C., 2011. Strategic and operational planning of bike-sharing systems by Data Mining – a case study.

Walker, A., 2014. Keeping Bike Shares Running Smoothly Requires Seriously Complex Math. Gizmodo. Disponível em: <http://gizmodo.com/keeping-bike-shares-running-smoothly-requires-seriously-1627573214>. [Acessado em 14 de julho de 2015].

Wang, L.F., Shi, L.Y., 2013. Simulation optimization: a review on theory and applications. Acta Automatica Sinica, vol. 39, No. 11.

Weinkle, K., 2008. Transportation - Bike Share Vélib. Looking for a Bright Green Future.

Wong, M., 2014. Rebalancing Melbourne Bike Share bicycles. Waking up in Geelong - The Others. Disponível em: <http://wongm.com/2014/09/rebalancing-melbourne-bike-share-bicycles/>. [Acessado em 10 de junho de 2015].

Woodcock, J., Tainio, M., Cheshire, J., O'Brien, O., Goodman, A., 2014. Health effects of the London bicycle sharing system: health impact modelling study. BMJ, 348, g425.

Yang, Y., Jin, W., Hao, X., 2008. Car rental logistics problem: A review of literature. IEEE international conference on service operations and logistics, and informatics. IEEE/SOLI 2008 (Vol. 2, pp. 2815–2819).

Yin, Y.C., Lee, C.S., Wong, Y.P., 2014. Demand Prediction of Bicycle Sharing Systems.

Yu, Y., Chen, H., Chu, F. 2008. A new model and hybrid approach for large scale inventory routing problems. European Journal of Operational Research. Vol. 189, No. 3, pp. 1022-1040.

Zambuzi, N.C., 2010. Modelo de Decisão para o Planejamento da Movimentação de Contêineres Vazios. Departamento de Engenharia de Transportes da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo.

APÊNDICE A – Coleta de dados via rastreador

A coleta de dados do sistema em tempo real é realizada por meio de um rastreador web (*web crawler*), programa que entra na internet e executa um procedimento metódico, especificado por uma rotina.

O modelo do servidor utilizado para execução do *crawler* é o Raspberry Pi 1 Model B, que possui 512 Mb de memória RAM, duas portas USB e uma porta de ethernet com 100 Mb/s.

A execução da rotina de coleta de dados é previamente agendada com o uso do cron, sendo definida por intervalos regulares. Neste caso, de 10 em 10 minutos o sistema executa as seguintes ações:

1. abre o navegador virtual;
2. visita as páginas do site do Bike Sampa na qual as estações são exibidas;
3. armazena o horário no banco de dados SQL;
4. encontra e armazena os dados buscados: identificação da estação, status (em implantação/manutenção, em operação, off-line, nenhuma bicicleta disponível ou todas as vagas ocupadas), número de bicicletas disponíveis e número de vagas livres.

A linguagem utilizada no código desta rotina é Python, cuja programação é apresentada na Tabela 33.

Tabela 33 – Código do rastreador usado na coleta de dados do Bike Sampa

1	# -*- coding: utf-8 -*-
2	"""
3	Spyder Editor
4	
5	This is a temporary script file.
6	"""
7	
8	import os
9	os.chdir(os.path.dirname(os.path.realpath(__file__)))
10	
11	from selenium import webdriver
12	import time
13	import sqlite3

```

14 from pyvirtualdisplay import Display
15
16 conn = sqlite3.connect('./bikedata.sqlite3')
17 cu = conn.cursor()
18 display = Display(visible=0, size=(800, 600))
19 display.start()
20 driver = webdriver.Firefox()
21
22 sitesp = 'http://ww2.mobilicidade.com.br/bikesampa/mapaestacao.asp'
23 siterj = 'http://ww2.mobilicidade.com.br/sambarjpt/mapaestacao.asp'
24
25 driver.get(sitesp)
26 a = driver.page_source.split('exibirEstacaMapa')[1:-1]
27 if len(a) > 0:
28     f = [[c[1:-1] for c in b[1:].split('')][0].split('\n')[4:9] for b in a]
29     g = [(time.time(), 'SP') + tuple(i) for i in f]
30     cu.executemany('INSERT INTO DadosBikes VALUES (?, ?, ?, ?, ?, ?, ?)', g)
31 else:
32     cu.execute('INSERT INTO Log VALUES (?, ?, ?)', (time.time(), 'SP', driver.page_source))
33
34 driver.get(siterj)
35 a = driver.page_source.split('exibirEstacaMapa')[1:-1]
36 if len(a) > 0:
37     f = [[c[1:-1] for c in b[1:].split('')][0].split('\n')[4:9] for b in a]
38     g = [(time.time(), 'RJ') + tuple(i) for i in f]
39     cu.executemany('INSERT INTO DadosBikes VALUES (?, ?, ?, ?, ?, ?, ?)', g)
40 else:
41     cu.execute('INSERT INTO Log VALUES (?, ?, ?)', (time.time(), 'RJ', driver.page_source))
42
43 conn.commit()
44 conn.close()
45 driver.quit()

```

APÊNDICE B – Quantidade de retiradas em cada estação bike sampa

A Tabela 34 apresenta a lista de todas as estações Bike Sampa operantes em fevereiro de 2014, ordenadas decrescentemente de acordo com o número total de retiradas de bicicletas registrado na estação.

Tabela 34 – Dados de retiradas para todas as estações – fevereiro 2014

ID Estação	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	Total de retiradas	% das viagens sistema	% acumul.	% de viagens circulares
46	728	632	1360	3,9%	3,9%	46,5%
35	797	21	818	2,4%	6,3%	2,6%
74	666	65	731	2,1%	8,4%	8,9%
68	531	171	702	2,0%	10,5%	24,4%
36	640	41	681	2,0%	12,4%	6,0%
19	455	177	632	1,8%	14,3%	28,0%
65	579	23	602	1,7%	16,0%	3,8%
99	540	29	569	1,6%	17,7%	5,1%
64	538	18	556	1,6%	19,3%	3,2%
47	264	290	554	1,6%	20,9%	52,3%
107	495	50	545	1,6%	22,5%	9,2%
82	468	56	524	1,5%	24,0%	10,7%
43	450	28	478	1,4%	25,4%	5,9%
62	448	23	471	1,4%	26,7%	4,9%
97	435	36	471	1,4%	28,1%	7,6%
77	424	41	465	1,3%	29,5%	8,8%
73	424	40	464	1,3%	30,8%	8,6%
66	431	16	447	1,3%	32,1%	3,6%
34	407	18	425	1,2%	33,3%	4,2%
61	400	25	425	1,2%	34,6%	5,9%
98	378	43	421	1,2%	35,8%	10,2%
33	377	39	416	1,2%	37,0%	9,4%
150	260	147	407	1,2%	38,2%	36,1%
18	324	80	404	1,2%	39,3%	19,8%
21	371	31	402	1,2%	40,5%	7,7%
63	380	17	397	1,2%	41,6%	4,3%
76	386	11	397	1,2%	42,8%	2,8%
105	300	95	395	1,1%	43,9%	24,1%
15	339	21	360	1,0%	45,0%	5,8%
92	328	29	357	1,0%	46,0%	8,1%
60	301	36	337	1,0%	47,0%	10,7%
27	316	18	334	1,0%	48,0%	5,4%
26	322	11	333	1,0%	48,9%	3,3%
118	305	26	331	1,0%	49,9%	7,9%

ID Estação	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	Total de retiradas	% das viagens sistema	% acumul.	% de viagens circulares
57	310	20	330	1,0%	50,9%	6,1%
12	288	37	325	0,9%	51,8%	11,4%
59	275	49	324	0,9%	52,7%	15,1%
14	277	25	302	0,9%	53,6%	8,3%
88	274	23	297	0,9%	54,5%	7,7%
116	252	35	287	0,8%	55,3%	12,2%
108	218	61	279	0,8%	56,1%	21,9%
42	253	22	275	0,8%	56,9%	8,0%
103	188	78	266	0,8%	57,7%	29,3%
151	195	70	265	0,8%	58,4%	26,4%
90	238	23	261	0,8%	59,2%	8,8%
104	149	110	259	0,8%	60,0%	42,5%
84	232	24	256	0,7%	60,7%	9,4%
78	243	7	250	0,7%	61,4%	2,8%
112	221	22	243	0,7%	62,1%	9,1%
39	176	66	242	0,7%	62,8%	27,3%
41	234	8	242	0,7%	63,5%	3,3%
56	232	9	241	0,7%	64,2%	3,7%
10	215	23	238	0,7%	64,9%	9,7%
147	204	34	238	0,7%	65,6%	14,3%
44	199	38	237	0,7%	66,3%	16,0%
75	214	18	232	0,7%	67,0%	7,8%
95	207	21	228	0,7%	67,6%	9,2%
80	206	18	224	0,6%	68,3%	8,0%
94	213	11	224	0,6%	68,9%	4,9%
45	178	41	219	0,6%	69,6%	18,7%
3	130	88	218	0,6%	70,2%	40,4%
50	202	15	217	0,6%	70,8%	6,9%
54	199	13	212	0,6%	71,4%	6,1%
16	198	9	207	0,6%	72,0%	4,3%
9	195	10	205	0,6%	72,6%	4,9%
109	184	18	202	0,6%	73,2%	8,9%
85	164	34	198	0,6%	73,8%	17,2%
117	169	29	198	0,6%	74,4%	14,6%
83	183	14	197	0,6%	74,9%	7,1%
11	178	17	195	0,6%	75,5%	8,7%
32	178	17	195	0,6%	76,1%	8,7%
115	182	8	190	0,6%	76,6%	4,2%
110	162	26	188	0,5%	77,2%	13,8%
23	184	3	187	0,5%	77,7%	1,6%
28	169	17	186	0,5%	78,2%	9,1%
69	181	5	186	0,5%	78,8%	2,7%
1	170	14	184	0,5%	79,3%	7,6%
24	178	5	183	0,5%	79,8%	2,7%

ID Estação	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	Total de retiradas	% das viagens sistema	% acumul.	% de viagens circulares
156	99	83	182	0,5%	80,4%	45,6%
79	156	23	179	0,5%	80,9%	12,8%
126	165	11	176	0,5%	81,4%	6,3%
52	134	41	175	0,5%	81,9%	23,4%
70	150	22	172	0,5%	82,4%	12,8%
25	163	8	171	0,5%	82,9%	4,7%
93	161	9	170	0,5%	83,4%	5,3%
40	147	17	164	0,5%	83,9%	10,4%
17	156	4	160	0,5%	84,3%	2,5%
145	138	22	160	0,5%	84,8%	13,8%
100	144	13	157	0,5%	85,3%	8,3%
96	139	17	156	0,5%	85,7%	10,9%
20	130	25	155	0,4%	86,2%	16,1%
49	112	42	154	0,4%	86,6%	27,3%
111	143	11	154	0,4%	87,1%	7,1%
86	137	16	153	0,4%	87,5%	10,5%
7	144	8	152	0,4%	87,9%	5,3%
144	139	12	151	0,4%	88,4%	7,9%
2	126	24	150	0,4%	88,8%	16,0%
6	139	11	150	0,4%	89,2%	7,3%
160	85	63	148	0,4%	89,7%	42,6%
53	136	11	147	0,4%	90,1%	7,5%
81	126	17	143	0,4%	90,5%	11,9%
138	110	33	143	0,4%	90,9%	23,1%
163	105	38	143	0,4%	91,3%	26,6%
71	133	9	142	0,4%	91,8%	6,3%
114	121	15	136	0,4%	92,1%	11,0%
29	127	8	135	0,4%	92,5%	5,9%
87	113	22	135	0,4%	92,9%	16,3%
113	122	11	133	0,4%	93,3%	8,3%
8	130	2	132	0,4%	93,7%	1,5%
38	106	26	132	0,4%	94,1%	19,7%
120	106	15	121	0,4%	94,4%	12,4%
51	103	17	120	0,3%	94,8%	14,2%
146	96	22	118	0,3%	95,1%	18,6%
37	84	33	117	0,3%	95,5%	28,2%
22	110	4	114	0,3%	95,8%	3,5%
58	103	10	113	0,3%	96,1%	8,8%
4	101	8	109	0,3%	96,4%	7,3%
148	78	31	109	0,3%	96,8%	28,4%
125	87	20	107	0,3%	97,1%	18,7%
91	102	3	105	0,3%	97,4%	2,9%
67	96	7	103	0,3%	97,7%	6,8%
119	87	14	101	0,3%	98,0%	13,9%

ID Estação	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	Total de retiradas	% das viagens sistema	% acumul.	% de viagens circulares
31	88	2	90	0,3%	98,2%	2,2%
127	80	10	90	0,3%	98,5%	11,1%
130	66	20	86	0,2%	98,7%	23,3%
55	77	8	85	0,2%	99,0%	9,4%
124	55	26	81	0,2%	99,2%	32,1%
123	70	5	75	0,2%	99,4%	6,7%
30	71	3	74	0,2%	99,6%	4,1%
122	67	2	69	0,2%	99,8%	2,9%
162	18	12	30	0,1%	99,9%	40,0%
5	19	6	25	0,1%	100,0%	24,0%

APÊNDICE C – Quantidade de devoluções em cada estação Bike Sampa

A Tabela 35 apresenta a lista de todas as estações Bike Sampa operantes em fevereiro de 2014, ordenadas decrescentemente de acordo com o número total de devoluções de bicicletas registrado na estação.

Tabela 35 – Dados de devoluções para todas as estações – fevereiro 2014

ID Estação	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	Total de devoluções	% das viagens sistema	% acumul.	% de viagens circulares
46	851	632	1483	4,3%	4,3%	42,6%
35	866	21	887	2,6%	6,9%	2,4%
74	821	65	886	2,6%	9,4%	7,3%
36	705	41	746	2,2%	11,6%	5,5%
68	561	171	732	2,1%	13,7%	23,4%
19	523	177	700	2,0%	15,8%	25,3%
64	637	18	655	1,9%	17,7%	2,7%
47	364	290	654	1,9%	19,5%	44,3%
65	595	23	618	1,8%	21,3%	3,7%
107	513	50	563	1,6%	23,0%	8,9%
77	521	41	562	1,6%	24,6%	7,3%
99	520	29	549	1,6%	26,2%	5,3%
73	491	40	531	1,5%	27,7%	7,5%
97	478	36	514	1,5%	29,2%	7,0%
66	491	16	507	1,5%	30,7%	3,2%
62	454	23	477	1,4%	32,1%	4,8%
43	440	28	468	1,4%	33,4%	6,0%
150	319	147	466	1,4%	34,8%	31,5%
105	370	95	465	1,3%	36,1%	20,4%
98	421	43	464	1,3%	37,5%	9,3%
34	438	18	456	1,3%	38,8%	3,9%
76	441	11	452	1,3%	40,1%	2,4%
63	414	17	431	1,2%	41,4%	3,9%
33	379	39	418	1,2%	42,6%	9,3%
18	335	80	415	1,2%	43,8%	19,3%
92	385	29	414	1,2%	45,0%	7,0%
78	404	7	411	1,2%	46,2%	1,7%
59	348	49	397	1,2%	47,3%	12,3%
103	307	78	385	1,1%	48,4%	20,3%
61	327	25	352	1,0%	49,5%	7,1%
12	311	37	348	1,0%	50,5%	10,6%
26	335	11	346	1,0%	51,5%	3,2%
57	313	20	333	1,0%	52,4%	6,0%
42	298	22	320	0,9%	53,4%	6,9%
84	292	24	316	0,9%	54,3%	7,6%

ID Estação	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	Total de devoluções	% das viagens sistema	% acumul.	% de viagens circulares
75	295	18	313	0,9%	55,2%	5,8%
151	237	70	307	0,9%	56,1%	22,8%
104	195	110	305	0,9%	57,0%	36,1%
60	263	36	299	0,9%	57,8%	12,0%
27	279	18	297	0,9%	58,7%	6,1%
90	272	23	295	0,9%	59,5%	7,8%
108	231	61	292	0,8%	60,4%	20,9%
116	253	35	288	0,8%	61,2%	12,2%
147	250	34	284	0,8%	62,0%	12,0%
82	227	56	283	0,8%	62,9%	19,8%
41	267	8	275	0,8%	63,7%	2,9%
88	240	23	263	0,8%	64,4%	8,7%
156	166	83	249	0,7%	65,1%	33,3%
39	177	66	243	0,7%	65,8%	27,2%
32	222	17	239	0,7%	66,5%	7,1%
94	220	11	231	0,7%	67,2%	4,8%
50	213	15	228	0,7%	67,9%	6,6%
56	217	9	226	0,7%	68,5%	4,0%
45	181	41	222	0,6%	69,2%	18,5%
44	183	38	221	0,6%	69,8%	17,2%
112	198	22	220	0,6%	70,4%	10,0%
3	125	88	213	0,6%	71,1%	41,3%
95	192	21	213	0,6%	71,7%	9,9%
54	198	13	211	0,6%	72,3%	6,2%
16	200	9	209	0,6%	72,9%	4,3%
83	193	14	207	0,6%	73,5%	6,8%
52	162	41	203	0,6%	74,1%	20,2%
1	183	14	197	0,6%	74,7%	7,1%
70	172	22	194	0,6%	75,2%	11,3%
85	153	34	187	0,5%	75,8%	18,2%
49	144	42	186	0,5%	76,3%	22,6%
93	176	9	185	0,5%	76,8%	4,9%
138	150	33	183	0,5%	77,4%	18,0%
87	160	22	182	0,5%	77,9%	12,1%
118	155	26	181	0,5%	78,4%	14,4%
79	155	23	178	0,5%	78,9%	12,9%
80	159	18	177	0,5%	79,5%	10,2%
15	152	21	173	0,5%	80,0%	12,1%
25	165	8	173	0,5%	80,5%	4,6%
109	154	18	172	0,5%	81,0%	10,5%
28	145	17	162	0,5%	81,4%	10,5%
2	137	24	161	0,5%	81,9%	14,9%
110	135	26	161	0,5%	82,4%	16,1%
20	135	25	160	0,5%	82,8%	15,6%

ID Estação	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	Total de devoluções	% das viagens sistema	% acumul.	% de viagens circulares
40	142	17	159	0,5%	83,3%	10,7%
160	96	63	159	0,5%	83,7%	39,6%
69	151	5	156	0,5%	84,2%	3,2%
53	144	11	155	0,4%	84,6%	7,1%
146	132	22	154	0,4%	85,1%	14,3%
9	143	10	153	0,4%	85,5%	6,5%
71	143	9	152	0,4%	86,0%	5,9%
163	111	38	149	0,4%	86,4%	25,5%
14	120	25	145	0,4%	86,8%	17,2%
100	130	13	143	0,4%	87,2%	9,1%
148	112	31	143	0,4%	87,7%	21,7%
96	124	17	141	0,4%	88,1%	12,1%
81	121	17	138	0,4%	88,5%	12,3%
117	109	29	138	0,4%	88,9%	21,0%
144	126	12	138	0,4%	89,3%	8,7%
10	114	23	137	0,4%	89,7%	16,8%
51	120	17	137	0,4%	90,1%	12,4%
124	111	26	137	0,4%	90,5%	19,0%
29	126	8	134	0,4%	90,8%	6,0%
21	100	31	131	0,4%	91,2%	23,7%
113	119	11	130	0,4%	91,6%	8,5%
6	117	11	128	0,4%	92,0%	8,6%
11	110	17	127	0,4%	92,3%	13,4%
120	108	15	123	0,4%	92,7%	12,2%
91	119	3	122	0,4%	93,1%	2,5%
145	98	22	120	0,3%	93,4%	18,3%
4	110	8	118	0,3%	93,7%	6,8%
86	99	16	115	0,3%	94,1%	13,9%
38	84	26	110	0,3%	94,4%	23,6%
111	99	11	110	0,3%	94,7%	10,0%
130	89	20	109	0,3%	95,0%	18,3%
55	99	8	107	0,3%	95,3%	7,5%
67	96	7	103	0,3%	95,6%	6,8%
58	92	10	102	0,3%	95,9%	9,8%
127	90	10	100	0,3%	96,2%	10,0%
8	96	2	98	0,3%	96,5%	2,0%
37	65	33	98	0,3%	96,8%	33,7%
31	89	2	91	0,3%	97,1%	2,2%
119	77	14	91	0,3%	97,3%	15,4%
17	85	4	89	0,3%	97,6%	4,5%
114	74	15	89	0,3%	97,8%	16,9%
125	67	20	87	0,3%	98,1%	23,0%
115	76	8	84	0,2%	98,3%	9,5%
23	76	3	79	0,2%	98,6%	3,8%

ID Estação	Viagens com ID diferente	Viagens circulares	Total de devoluções	% das viagens sistema	% acumul.	% de viagens circulares
30	68	3	71	0,2%	98,8%	4,2%
24	63	5	68	0,2%	99,0%	7,4%
126	55	11	66	0,2%	99,2%	16,7%
122	57	2	59	0,2%	99,3%	3,4%
123	54	5	59	0,2%	99,5%	8,5%
22	54	4	58	0,2%	99,7%	6,9%
7	49	8	57	0,2%	99,8%	14,0%
162	20	12	32	0,1%	99,9%	37,5%
5	21	6	27	0,1%	100,0%	22,2%

APÊNDICE D – Lista de utilização dos pares origem-destino

A Tabela 36 apresenta a lista de todos os trajetos realizados ao menos 15 vezes por usuários do sistema Bike Sampa, em termos de par origem-destino, em fevereiro de 2014. A quantidade de vezes que cada par foi registrado pelo sistema está ordenada decrescentemente na tabela.

Tabela 36 – Lista de todos os pares Origem-Destino realizados mais de 15 vezes em fevereiro 2014

IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.	IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.
46 - 46	632	1,8%	1,8%	82 - 82	56	0,2%	10,6%
47 - 47	290	0,8%	2,7%	65 - 62	56	0,2%	10,7%
19 - 19	177	0,5%	3,2%	65 - 63	56	0,2%	10,9%
68 - 68	171	0,5%	3,7%	61 - 65	56	0,2%	11,1%
150 - 150	147	0,4%	4,1%	46 - 47	52	0,2%	11,2%
82 - 84	135	0,4%	4,5%	35 - 76	52	0,2%	11,4%
99 - 92	123	0,4%	4,9%	86 - 97	50	0,1%	11,5%
88 - 97	113	0,3%	5,2%	64 - 62	50	0,1%	11,7%
92 - 99	110	0,3%	5,5%	160 - 163	50	0,1%	11,8%
104 - 104	110	0,3%	5,8%	107 - 107	50	0,1%	11,9%
35 - 78	95	0,3%	6,1%	99 - 98	49	0,1%	12,1%
105 - 105	95	0,3%	6,4%	76 - 35	49	0,1%	12,2%
3 - 3	88	0,3%	6,6%	77 - 36	49	0,1%	12,4%
97 - 88	83	0,2%	6,9%	59 - 59	49	0,1%	12,5%
156 - 156	83	0,2%	7,1%	90 - 99	48	0,1%	12,6%
18 - 18	80	0,2%	7,3%	74 - 36	48	0,1%	12,8%
103 - 103	78	0,2%	7,6%	103 - 104	47	0,1%	12,9%
62 - 65	75	0,2%	7,8%	98 - 92	46	0,1%	13,1%
43 - 65	71	0,2%	8,0%	46 - 19	46	0,1%	13,2%
163 - 160	70	0,2%	8,2%	35 - 74	45	0,1%	13,3%
151 - 151	70	0,2%	8,4%	80 - 46	44	0,1%	13,4%
61 - 64	68	0,2%	8,6%	88 - 99	44	0,1%	13,6%
107 - 74	67	0,2%	8,8%	84 - 82	44	0,1%	13,7%
39 - 39	66	0,2%	9,0%	97 - 64	44	0,1%	13,8%
74 - 76	65	0,2%	9,2%	46 - 57	44	0,1%	14,0%
74 - 74	65	0,2%	9,4%	98 - 98	43	0,1%	14,1%
160 - 160	63	0,2%	9,5%	99 - 90	43	0,1%	14,2%
98 - 99	62	0,2%	9,7%	78 - 35	43	0,1%	14,3%
47 - 46	62	0,2%	9,9%	150 - 147	43	0,1%	14,5%
108 - 108	61	0,2%	10,1%	104 - 103	43	0,1%	14,6%
84 - 83	59	0,2%	10,2%	92 - 98	42	0,1%	14,7%
83 - 84	57	0,2%	10,4%	49 - 49	42	0,1%	14,8%

IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.	IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.
34 - 78	42	0,1%	14,9%	36 - 66	33	0,1%	19,6%
34 - 77	42	0,1%	15,1%	36 - 105	33	0,1%	19,7%
35 - 62	42	0,1%	15,2%	37 - 37	33	0,1%	19,8%
99 - 88	41	0,1%	15,3%	151 - 150	33	0,1%	19,8%
77 - 77	41	0,1%	15,4%	138 - 138	33	0,1%	19,9%
63 - 65	41	0,1%	15,5%	95 - 90	32	0,1%	20,0%
45 - 45	41	0,1%	15,7%	74 - 75	32	0,1%	20,1%
52 - 52	41	0,1%	15,8%	76 - 36	32	0,1%	20,2%
36 - 36	41	0,1%	15,9%	60 - 64	32	0,1%	20,3%
82 - 80	40	0,1%	16,0%	65 - 42	32	0,1%	20,4%
73 - 73	40	0,1%	16,1%	64 - 42	32	0,1%	20,5%
62 - 64	40	0,1%	16,3%	35 - 68	32	0,1%	20,6%
105 - 36	40	0,1%	16,4%	36 - 77	32	0,1%	20,7%
33 - 33	39	0,1%	16,5%	19 - 46	32	0,1%	20,8%
44 - 44	38	0,1%	16,6%	105 - 74	32	0,1%	20,9%
163 - 163	38	0,1%	16,7%	97 - 92	31	0,1%	21,0%
107 - 75	38	0,1%	16,8%	74 - 42	31	0,1%	21,1%
74 - 105	37	0,1%	16,9%	56 - 64	31	0,1%	21,1%
57 - 64	37	0,1%	17,0%	64 - 41	31	0,1%	21,2%
36 - 74	37	0,1%	17,1%	57 - 46	31	0,1%	21,3%
12 - 12	37	0,1%	17,2%	43 - 64	31	0,1%	21,4%
110 - 111	37	0,1%	17,3%	36 - 78	31	0,1%	21,5%
97 - 97	36	0,1%	17,5%	150 - 138	31	0,1%	21,6%
96 - 90	36	0,1%	17,6%	21 - 21	31	0,1%	21,7%
66 - 35	36	0,1%	17,7%	146 - 150	31	0,1%	21,8%
66 - 59	36	0,1%	17,8%	148 - 148	31	0,1%	21,9%
60 - 60	36	0,1%	17,9%	92 - 94	30	0,1%	21,9%
36 - 73	36	0,1%	18,0%	97 - 87	30	0,1%	22,0%
145 - 150	36	0,1%	18,1%	78 - 34	30	0,1%	22,1%
147 - 150	36	0,1%	18,2%	66 - 73	30	0,1%	22,2%
60 - 65	35	0,1%	18,3%	65 - 35	30	0,1%	22,3%
35 - 63	35	0,1%	18,4%	43 - 66	30	0,1%	22,4%
116 - 116	35	0,1%	18,5%	26 - 73	30	0,1%	22,5%
88 - 98	34	0,1%	18,6%	33 - 78	30	0,1%	22,6%
85 - 85	34	0,1%	18,7%	35 - 43	30	0,1%	22,6%
76 - 74	34	0,1%	18,8%	99 - 99	29	0,1%	22,7%
74 - 107	34	0,1%	18,9%	97 - 91	29	0,1%	22,8%
63 - 35	34	0,1%	19,0%	92 - 92	29	0,1%	22,9%
43 - 35	34	0,1%	19,1%	65 - 61	29	0,1%	23,0%
42 - 65	34	0,1%	19,2%	61 - 57	29	0,1%	23,1%
147 - 147	34	0,1%	19,3%	117 - 117	29	0,1%	23,1%
73 - 77	33	0,1%	19,4%	92 - 97	28	0,1%	23,2%
74 - 108	33	0,1%	19,5%	90 - 95	28	0,1%	23,3%

IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.	IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.
91 - 97	28	0,1%	23,4%	14 - 14	25	0,1%	26,7%
68 - 35	28	0,1%	23,5%	111 - 110	25	0,1%	26,7%
74 - 77	28	0,1%	23,6%	108 - 36	25	0,1%	26,8%
73 - 36	28	0,1%	23,6%	112 - 77	25	0,1%	26,9%
43 - 43	28	0,1%	23,7%	94 - 64	24	0,1%	26,9%
27 - 25	28	0,1%	23,8%	84 - 84	24	0,1%	27,0%
108 - 74	28	0,1%	23,9%	75 - 74	24	0,1%	27,1%
99 - 63	27	0,1%	24,0%	77 - 74	24	0,1%	27,2%
53 - 50	27	0,1%	24,0%	59 - 61	24	0,1%	27,2%
57 - 53	27	0,1%	24,1%	59 - 93	24	0,1%	27,3%
54 - 35	27	0,1%	24,2%	63 - 98	24	0,1%	27,4%
27 - 19	27	0,1%	24,3%	62 - 35	24	0,1%	27,4%
19 - 33	27	0,1%	24,3%	34 - 35	24	0,1%	27,5%
19 - 27	27	0,1%	24,4%	36 - 107	24	0,1%	27,6%
150 - 151	27	0,1%	24,5%	19 - 18	24	0,1%	27,6%
144 - 150	27	0,1%	24,6%	2 - 2	24	0,1%	27,7%
15 - 18	27	0,1%	24,7%	150 - 145	24	0,1%	27,8%
112 - 76	27	0,1%	24,7%	11 - 12	24	0,1%	27,9%
98 - 88	26	0,1%	24,8%	88 - 88	23	0,1%	27,9%
87 - 97	26	0,1%	24,9%	90 - 90	23	0,1%	28,0%
65 - 94	26	0,1%	25,0%	91 - 99	23	0,1%	28,1%
66 - 43	26	0,1%	25,0%	98 - 61	23	0,1%	28,1%
38 - 38	26	0,1%	25,1%	79 - 79	23	0,1%	28,2%
46 - 80	26	0,1%	25,2%	64 - 61	23	0,1%	28,3%
46 - 54	26	0,1%	25,3%	65 - 65	23	0,1%	28,3%
12 - 18	26	0,1%	25,3%	65 - 60	23	0,1%	28,4%
118 - 118	26	0,1%	25,4%	62 - 62	23	0,1%	28,5%
124 - 124	26	0,1%	25,5%	64 - 35	23	0,1%	28,5%
15 - 19	26	0,1%	25,6%	64 - 94	23	0,1%	28,6%
110 - 110	26	0,1%	25,6%	19 - 16	23	0,1%	28,7%
82 - 79	25	0,1%	25,7%	151 - 156	23	0,1%	28,7%
68 - 98	25	0,1%	25,8%	19 - 26	23	0,1%	28,8%
75 - 107	25	0,1%	25,9%	21 - 26	23	0,1%	28,9%
63 - 68	25	0,1%	25,9%	104 - 105	23	0,1%	28,9%
60 - 53	25	0,1%	26,0%	10 - 10	23	0,1%	29,0%
61 - 61	25	0,1%	26,1%	107 - 35	23	0,1%	29,1%
60 - 66	25	0,1%	26,2%	84 - 46	22	0,1%	29,1%
46 - 43	25	0,1%	26,2%	93 - 97	22	0,1%	29,2%
33 - 36	25	0,1%	26,3%	87 - 87	22	0,1%	29,2%
35 - 66	25	0,1%	26,4%	82 - 51	22	0,1%	29,3%
33 - 41	25	0,1%	26,4%	70 - 70	22	0,1%	29,4%
18 - 34	25	0,1%	26,5%	68 - 63	22	0,1%	29,4%
20 - 20	25	0,1%	26,6%	75 - 105	22	0,1%	29,5%

IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.	IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.
65 - 98	22	0,1%	29,6%	68 - 62	20	0,1%	32,2%
61 - 35	22	0,1%	29,6%	64 - 97	20	0,1%	32,3%
65 - 93	22	0,1%	29,7%	57 - 57	20	0,1%	32,3%
64 - 43	22	0,1%	29,8%	66 - 76	20	0,1%	32,4%
42 - 42	22	0,1%	29,8%	41 - 65	20	0,1%	32,4%
36 - 76	22	0,1%	29,9%	46 - 60	20	0,1%	32,5%
34 - 36	22	0,1%	29,9%	45 - 46	20	0,1%	32,5%
25 - 27	22	0,1%	30,0%	36 - 43	20	0,1%	32,6%
117 - 107	22	0,1%	30,1%	35 - 73	20	0,1%	32,7%
145 - 145	22	0,1%	30,1%	150 - 156	20	0,1%	32,7%
12 - 26	22	0,1%	30,2%	125 - 125	20	0,1%	32,8%
116 - 73	22	0,1%	30,3%	144 - 147	20	0,1%	32,8%
146 - 146	22	0,1%	30,3%	147 - 146	20	0,1%	32,9%
105 - 103	22	0,1%	30,4%	130 - 130	20	0,1%	33,0%
112 - 112	22	0,1%	30,5%	105 - 76	20	0,1%	33,0%
99 - 91	21	0,1%	30,5%	97 - 93	19	0,1%	33,1%
94 - 92	21	0,1%	30,6%	94 - 90	19	0,1%	33,1%
95 - 95	21	0,1%	30,6%	74 - 34	19	0,1%	33,2%
99 - 97	21	0,1%	30,7%	8 - 1	19	0,1%	33,2%
99 - 93	21	0,1%	30,8%	74 - 43	19	0,1%	33,3%
95 - 65	21	0,1%	30,8%	68 - 34	19	0,1%	33,3%
74 - 41	21	0,1%	30,9%	62 - 74	19	0,1%	33,4%
68 - 73	21	0,1%	30,9%	63 - 66	19	0,1%	33,5%
60 - 46	21	0,1%	31,0%	57 - 63	19	0,1%	33,5%
63 - 97	21	0,1%	31,1%	54 - 61	19	0,1%	33,6%
65 - 95	21	0,1%	31,1%	29 - 32	19	0,1%	33,6%
62 - 66	21	0,1%	31,2%	34 - 68	19	0,1%	33,7%
66 - 36	21	0,1%	31,2%	18 - 19	19	0,1%	33,7%
35 - 77	21	0,1%	31,3%	19 - 29	19	0,1%	33,8%
35 - 107	21	0,1%	31,4%	116 - 74	19	0,1%	33,8%
35 - 36	21	0,1%	31,4%	118 - 151	19	0,1%	33,9%
36 - 68	21	0,1%	31,5%	115 - 74	19	0,1%	33,9%
35 - 35	21	0,1%	31,5%	108 - 107	19	0,1%	34,0%
23 - 26	21	0,1%	31,6%	94 - 98	18	0,1%	34,1%
15 - 15	21	0,1%	31,7%	95 - 97	18	0,1%	34,1%
118 - 26	21	0,1%	31,7%	80 - 80	18	0,1%	34,2%
12 - 11	21	0,1%	31,8%	75 - 75	18	0,1%	34,2%
118 - 120	21	0,1%	31,9%	73 - 74	18	0,1%	34,3%
90 - 97	20	0,1%	31,9%	68 - 66	18	0,1%	34,3%
86 - 99	20	0,1%	32,0%	77 - 73	18	0,1%	34,4%
94 - 65	20	0,1%	32,0%	74 - 78	18	0,1%	34,4%
81 - 79	20	0,1%	32,1%	74 - 35	18	0,1%	34,5%
76 - 103	20	0,1%	32,1%	65 - 99	18	0,1%	34,5%

IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.	IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.
61 - 59	18	0,1%	34,6%	35 - 94	17	0,0%	36,8%
59 - 46	18	0,1%	34,6%	26 - 74	17	0,0%	36,8%
56 - 85	18	0,1%	34,7%	26 - 19	17	0,0%	36,9%
57 - 65	18	0,1%	34,7%	32 - 32	17	0,0%	36,9%
54 - 46	18	0,1%	34,8%	28 - 28	17	0,0%	37,0%
64 - 64	18	0,1%	34,8%	156 - 151	17	0,0%	37,0%
54 - 60	18	0,1%	34,9%	16 - 19	17	0,0%	37,1%
62 - 68	18	0,1%	34,9%	156 - 150	17	0,0%	37,1%
46 - 50	18	0,1%	35,0%	147 - 138	17	0,0%	37,2%
36 - 108	18	0,1%	35,0%	12 - 115	17	0,0%	37,2%
27 - 27	18	0,1%	35,1%	118 - 115	17	0,0%	37,3%
33 - 35	18	0,1%	35,2%	11 - 11	17	0,0%	37,3%
34 - 34	18	0,1%	35,2%	112 - 73	17	0,0%	37,4%
27 - 33	18	0,1%	35,3%	110 - 109	17	0,0%	37,4%
18 - 45	18	0,1%	35,3%	10 - 12	17	0,0%	37,5%
18 - 69	18	0,1%	35,4%	109 - 112	17	0,0%	37,5%
18 - 32	18	0,1%	35,4%	107 - 36	17	0,0%	37,6%
116 - 77	18	0,1%	35,5%	84 - 49	16	0,0%	37,6%
146 - 156	18	0,1%	35,5%	86 - 86	16	0,0%	37,6%
1 - 43	18	0,1%	35,6%	96 - 92	16	0,0%	37,7%
105 - 104	18	0,1%	35,6%	91 - 98	16	0,0%	37,7%
109 - 109	18	0,1%	35,7%	68 - 99	16	0,0%	37,8%
107 - 70	18	0,1%	35,7%	74 - 73	16	0,0%	37,8%
81 - 81	17	0,0%	35,8%	70 - 78	16	0,0%	37,9%
85 - 56	17	0,0%	35,8%	73 - 103	16	0,0%	37,9%
93 - 99	17	0,0%	35,9%	76 - 105	16	0,0%	38,0%
82 - 46	17	0,0%	35,9%	73 - 116	16	0,0%	38,0%
92 - 90	17	0,0%	36,0%	76 - 66	16	0,0%	38,1%
96 - 96	17	0,0%	36,0%	78 - 36	16	0,0%	38,1%
68 - 74	17	0,0%	36,1%	74 - 50	16	0,0%	38,2%
78 - 74	17	0,0%	36,1%	74 - 112	16	0,0%	38,2%
56 - 60	17	0,0%	36,2%	68 - 107	16	0,0%	38,2%
58 - 63	17	0,0%	36,2%	66 - 66	16	0,0%	38,3%
53 - 35	17	0,0%	36,3%	60 - 56	16	0,0%	38,3%
56 - 57	17	0,0%	36,3%	59 - 74	16	0,0%	38,4%
63 - 63	17	0,0%	36,4%	57 - 66	16	0,0%	38,4%
64 - 60	17	0,0%	36,4%	66 - 68	16	0,0%	38,5%
51 - 51	17	0,0%	36,5%	59 - 35	16	0,0%	38,5%
46 - 99	17	0,0%	36,5%	56 - 61	16	0,0%	38,6%
46 - 40	17	0,0%	36,6%	57 - 56	16	0,0%	38,6%
40 - 35	17	0,0%	36,6%	61 - 68	16	0,0%	38,7%
40 - 40	17	0,0%	36,7%	45 - 18	16	0,0%	38,7%
26 - 77	17	0,0%	36,7%	41 - 107	16	0,0%	38,8%

IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.	IDs Origem – Destino	Total de viagens	% das viagens sistema	% acumul.
43 - 97	16	0,0%	38,8%	36 - 33	15	0,0%	40,7%
36 - 35	16	0,0%	38,8%	26 - 18	15	0,0%	40,8%
27 - 77	16	0,0%	38,9%	27 - 46	15	0,0%	40,8%
33 - 19	16	0,0%	38,9%	35 - 61	15	0,0%	40,8%
35 - 59	16	0,0%	39,0%	3 - 46	15	0,0%	40,9%
21 - 27	16	0,0%	39,0%	21 - 33	15	0,0%	40,9%
21 - 147	16	0,0%	39,1%	146 - 147	15	0,0%	41,0%
16 - 124	16	0,0%	39,1%	145 - 148	15	0,0%	41,0%
18 - 46	16	0,0%	39,2%	118 - 150	15	0,0%	41,1%
21 - 28	16	0,0%	39,2%	117 - 74	15	0,0%	41,1%
150 - 146	16	0,0%	39,3%	116 - 71	15	0,0%	41,2%
148 - 146	16	0,0%	39,3%	120 - 120	15	0,0%	41,2%
14 - 19	16	0,0%	39,4%	114 - 114	15	0,0%	41,2%
109 - 36	16	0,0%	39,4%	109 - 74	15	0,0%	41,3%
116 - 107	16	0,0%	39,5%	107 - 73	15	0,0%	41,3%
114 - 116	16	0,0%	39,5%	109 - 103	15	0,0%	41,4%
108 - 77	16	0,0%	39,5%				
85 - 99	15	0,0%	39,6%				
99 - 68	15	0,0%	39,6%				
99 - 64	15	0,0%	39,7%				
82 - 55	15	0,0%	39,7%				
99 - 87	15	0,0%	39,8%				
95 - 74	15	0,0%	39,8%				
81 - 46	15	0,0%	39,8%				
77 - 68	15	0,0%	39,9%				
69 - 75	15	0,0%	39,9%				
78 - 33	15	0,0%	40,0%				
68 - 105	15	0,0%	40,0%				
77 - 107	15	0,0%	40,1%				
76 - 42	15	0,0%	40,1%				
61 - 63	15	0,0%	40,2%				
60 - 54	15	0,0%	40,2%				
56 - 58	15	0,0%	40,2%				
55 - 83	15	0,0%	40,3%				
50 - 50	15	0,0%	40,3%				
41 - 74	15	0,0%	40,4%				
43 - 36	15	0,0%	40,4%				
46 - 82	15	0,0%	40,5%				
50 - 46	15	0,0%	40,5%				
42 - 74	15	0,0%	40,5%				
46 - 45	15	0,0%	40,6%				
46 - 84	15	0,0%	40,6%				
35 - 34	15	0,0%	40,7%				

APÊNDICE E – Implementação do modelo PCV-CE1P em GLPK

A Figura 26 apresenta a implementação do modelo de otimização utilizado no presente trabalho, realizada utilizando-se o *software* livre *GLPK – GNU Linear Programming Kit*

```

1  - /* Silva RCS - Rodolfo Montanha
2     Modelo de Coleta e Entrega de Bicicletas
3     Baseado no TSP - Caixeiro Viajante, com coleta e entrega, apresentado por Hernandez-Perez e Salazar-Gonzalez (2004)
4     Inclusão da restrição Bicicletas_Iniciais*/
5
6     set E; #set de estações
7     set A, within E cross E; #set de arcos
8     set L; #Lista de parâmetros do veículo: capacidade e número de bicicletas atuais
9
10    param dist{(i,j) in A}; #distância da estação i para estação j
11    param dem{(i) in E}; # Demanda de entrega da estação i, i=1..n
12    param subrota{(i) in E}; #parametro para subrota
13    param P{(l) in L}; # Parâmetros do veículo: capacidade e número de bicicletas atuais
14    param Resultados, symbolic, default "Resultados.csv"; # Arquivo para gravação de resultados
15
16    table tab_ColEnt IN "CSV" "demanda_Bikes.csv": E <- [ESTACAO], dem ~ DEMANDA;
17    table tab_Dist IN "CSV" "distancia_Estacoes.csv": A <- [DE, ATE], dist ~ DISTANCIA;
18    table tab_Veiculo IN "CSV" "dados_Veiculo.csv": L <- [PARAMETRO], P ~ VALOR;
19    table aux_SubRota IN "CSV" "dados_SubRota.csv": [ESTACAO], subrota ~ AUXSUB;
20
21    var x{(i,j) in A}, binary; # x[i,j] = 1 veículo foi da estação i para a estação j, O caso contrário
22    var y{(i,j) in A}, >= 0; # número de bicicletas no fluxo do arco (i,j)
23
24    minimize Total: sum{(i,j) in A} x[i,j] * dist[i,j]; # A função objetivo é minimizar a distância percorrida
25
26    s.t. SaiDaEstacao{(i) in E}: sum{(i,j) in A} x[i,j] = 1; /* o veículo deixa cada estação exatamente uma vez */
27
28    s.t. EntraNaEstacao{(j) in E}: sum{(i,j) in A} x[i,j] = 1; /* o veículo chega em cada estação exatamente uma
29    vez */
30
31    s.t. Capacidade{(i,j) in A}: y[i,j] <= P['capacidade'] * x[i,j]; /* Se o arco não é visitado o fluxo é
32    zero. Caso seja visitado deve respeitar a capacidade do veículo */
33
34    s.t. Fluxo{(i) in E}: sum{(j,i) in A} y[j,i] - sum{(i,j) in A} y[i,j] = dem[i]; /* Soma do fluxo de
35    entrada menos a soma do fluxo de saída é igual à demanda da estação */
36
37    s.t. BicicletasIniciais: sum{(i,j) in A: (i!=j) && (i=1)} y[i,j] = P['bicicletas']; /*Garante que o
38    primeiro fluxo seja sempre com a quantidade de bicicletas existentes no veículo */
39
40    var sr{(i,j) in A}, >= 0; #variável auxiliar de SubRota
41
42    s.t. CapSubRota{(i,j) in A}: sr[i,j] <= (P['num_estacoes']-1) * x[i,j]; /*se o arco não pertence à rota,
43    sua capacidade de fluxo é zero*/
44
45    s.t. FluxoSubRota{(i) in E}: sum{(j,i) in A} sr[j,i] - sum{(i,j) in A} sr[i,j] + subrota[i] = +1; /*
46    A soma a capacidade de fluxo de entrada menos a soma da capacidade de fluxo de saída é igual à demanda da estação */
47
48    param nowl := gmtime()-3*3600;
49    param timel, symbolic, := time2str(nowl, "%d/%b/20%y at %T");
50    printf("\n\n\t Modelo gerado. Solucao sera iniciada. Tempo: %s\t\n\n", timel;
51    # ----- Solve -----
52    solve;
53    # ----- Imprimir -----

```

Figura 26 – Implementação do modelo TSPPD em GLPK