

JÁ PASSOU? UMA AVALIAÇÃO DA FLUTUAÇÃO DO HEADWAY NO TRANSPORTE PÚBLICO A PARTIR DE DADOS AVL

Marcos Paulino Roriz Junior

Poliana de Sousa Leite

Heloísa Marques Ribeiro

Rafael Silva Procopio Maciel

Universidade Federal de Goiás

Faculdade de Ciências e Tecnologia – Engenharia de Transportes

RESUMO

A partir dos dados AVLs (*Automatic Vehicle Location*) pode-se monitorar características do sistema de transporte público, dentre elas o *headway* das viagens, possibilitando mensurar a concordância da linha ao cronograma estabelecido. Entretanto, os trabalhos atuais limitam-se a computar o *headway* nos extremos das linhas, isto é, no primeiro e último ponto, sem explorar as possíveis flutuações que podem emergir ao longo dela, além de não analisarem o comportamento em diferentes períodos do dia, como pico e entrepico. Assim, este trabalho apresenta um método para analisar a flutuação do *headway* ao longo dos pontos da linha. Para validar a abordagem proposta, realizou-se um estudo de caso na linha 400 da Rede Metropolitana de Transporte Coletivo de Goiânia. Os resultados encontrados sugerem que tanto em períodos de pico, como em entrepico, o *headway* se deteriora constantemente e linearmente conforme o ponto de parada se distância da origem.

ABSTRACT

By using AVL (*Automatic Vehicle Location*) data it is possible to monitor characteristics of public transport systems, such as travel headway, which can measure the adherence of a bus line to the expected schedule. However, current works about this theme focus on computing the headway on the beginning and end of the trip, without exploring the possible fluctuations that may arise along it, and without considering different periods in the day, such as peak and between peak. To address these issues, this work present a method for computing and analyzing the headway fluctuation along the entire bus line. To validate our approach, we carried a case study in the bus line 400 of the Metropolitan Transportation Network of Goiânia, Goiás - Brazil. The results suggests that in peak, and between peak time, the headway increases constantly and linearly along the bus stations.

1. INTRODUÇÃO

O crescente uso de Sistemas Inteligentes de Transportes (*Intelligent Transportation Systems – ITS*) têm possibilitado a obtenção de dados para auxílio na gestão e tomada de decisão por parte dos integrantes de um sistema de transporte público, tais como empresas, órgãos de fiscalização e passageiros (Chen *et al.*, 2016). Por exemplo, ITS voltados ao transporte público, também chamados de *Advanced Public Transportation System (APTS)*, comumente possibilitam que passageiros acompanhem e recebam notificações *a priori* da estimativa de quando um ônibus irá passar em um ponto de parada (Ferris *et al.*, 2010).

Isto é possível pois APTS comumente fazem o uso de AVLs (*Automatic Vehicle Location*), equipamentos computacionais que transmitem automaticamente a localização geográfica dos veículos (TRANSPORTATION RESEARCH BOARD, 2008). Para tal, os AVLs enviam periodicamente a posição dos ônibus em intervalos discretos, tipicamente, a cada 30 ou 60 segundos (Yang *et al.*, 2013). Tais informações são, comumente, disponibilizadas para os usuários em aplicativos e em websites das respectivas agências. Por exemplo, a Rede Metropolitana de Transporte Coletivo de Goiânia (RMTC, 2018) divulga as posições dos ônibus no aplicativo SiM RMTC e na página OLHO NO ÔNIBUS.

A partir dessa fonte de dados é possível monitorar diversas características do sistema de transporte público, como a velocidade dos veículos, concordância ao cronograma e duração da viagem (Ladeira *et al.*, 2014; Moreira-Matias *et al.*, 2015; Pi *et al.*, 2018). Dentre essas, destaca-se a capacidade de medir o *headway* da linha nos respectivos pontos de parada. A partir dela

pode-se mensurar a confiabilidade e o desempenho do sistema de transporte público, como a pontualidade (se passará no horário) e a ocorrência de comboios na linha (*bunching*) (Rothen, 2015). Esses fatores influenciam na experiência do usuário e são observações que podem auxiliar na melhora do nível de serviço do transporte ofertado. Por exemplo, a confiabilidade no sistema, isto é, a confiança que o ônibus passará regularmente em um dado ponto de parada é um aspecto importante para os passageiros e fonte recorrente de reclamações (Ferraz e Torres, 2004; Guimarães *et al.*, 2018).

Com a popularização dos ATPS, diversos trabalhos propuseram metodologias para monitorar e analisar o *headway* através de dados AVLs (Golani, 2007; Ladeira *et al.*, 2014; Moreira-Matias *et al.*, 2015). Entretanto, a literatura restringiu-se em computar e analisar o *headway* e, conseqüentemente a pontualidade, considerando a linha como um todo, sem explorar as possíveis flutuações que podem ocorrer ao longo dos pontos de parada da mesma (Barabino *et al.*, 2017). Tipicamente, limitam-se a medir a variação do *headway* nos extremos da linha, no primeiro e último ponto, ou em poucos pontos específicos (Rothen, 2015).

Por exemplo, o trabalho de Pi *et al.* (2018) propõe um método genérico para utilizar dados AVL para monitorar o desempenho de sistemas de transporte público. A flutuação do *headway* é uma das métricas calculadas no trabalho. Entretanto, não é feito um cálculo de *headway* em cada ponto de parada e sim em locais ou distâncias fixas, *e.g.*, a cada 2 km, sem comparar o fenômeno ao longo da linha. Semelhantemente, o trabalho de Barabino e Di Francesco (2019) explorou a temática através da divisão da linha em blocos e realizando o cálculo de variação do *headway* nos mesmos. Os resultados encontrados sugerem que o *headway* se deteriora entre os blocos. Entretanto, além de não lidar estudar cada um dos pontos de parada (e sim apenas alguns em bloco), o trabalho limita-se em identificar as possíveis causas de irregularidades.

Além disso, tais trabalhos não consideram os aspectos temporais da linha, como o período de pico e entrepico. Por exemplo, a flutuação do *headway* é maior no período de pico do que no período entrepico ao considerar ao longo dos pontos de uma dada linha? Se sim, quão significativa é a diferença de *headway* nos dois intervalos?

Para exemplificar estes problemas, considere o cronograma de *headway* ilustrado na Figura 1. Apesar das informações do serviço serem comumente disponibilizadas acerca da linha como um todo, o tempo de espera possivelmente não será o mesmo para os passageiros ao longo da mesma (Pi *et al.*, 2018). Por exemplo, o cronograma indica que em dias úteis, no período das 8h às 12h o intervalo dos ônibus será de 15 a 20 minutos. Esta faixa é válida para todos os pontos de paradas da linha? Pontos localizados em regiões diferentes (escolas, comércio, *etc*) possuirão o mesmo *headway*? É importante saber esta informação, pois o passageiro espera que o tempo de *headway* seja o mesmo, independente do ponto em que se encontra.

Nesse sentido, este trabalho visa investigar como o *headway* flutua (varia) ao longo de todos os pontos de parada da linha e como isso ocorre referente ao período de pico e entrepico da mesma. Para tal, o trabalho apresenta uma metodologia que utiliza dados públicos de AVLs para reconstruir a trajetória dos veículos e calcular o *headway* e o nível de serviço atrelado a cada ponto de parada, utilizando o coeficiente de variação de *headway* (C_{vh}) (TRANSPORTATION RESEARCH BOARD, 2013). A partir deste coeficiente pode-se atrelar o nível de serviço a aderência do *headway* as paradas. Para avaliar o método proposto, realizou-se a programação do mesmo na linguagem Python. Além disso, utilizou-se os dados AVL de duas semanas da linha 400 da RMTC.

400 Circular - Via Independência



Dia útil								
Primeiro	5h às 8h	8h às 12h	12h às 14h	14h às 16h	16h às 19h	19h às 22h	após às 22h	Último
*05:00	a cada 9 minutos	de 15 a 20 minutos	a cada 15 a 20 minutos	de 15 a 20 minutos	de 10 a 30 minutos	de 32 a 50 minutos	a cada 50 minutos	00:00

Figura 1: Cronograma de *headway* da linha 400 da RMTc. Adaptado de RMTc (2018).

A fim de detalhar o método proposto, divide-se este artigo em seis seções. A Seção 2 apresenta a fundamentação teórica e discorre sucintamente sobre os trabalhos relacionados. A Seção 3 apresenta as etapas da metodologia proposta, enquanto que a Seção 4 apresenta o experimento utilizado e a discussão sobre os resultados obtidos. Por fim, a Seção 5 apresenta a conclusão e trabalhos futuros para lidar com as limitações do método proposto.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Segundo Barabino e Di Francesco (2019), a medição e análise do *headway* é fundamental para compreender possíveis irregularidades no serviço de transporte público. Para fazer isso a partir de dados AVL, é necessário realizar três etapas fundamentais: a primeira sendo a aquisição dos dados AVL, a segunda a reconstrução do *headway* a partir destes dados e a terceira sendo a utilização de métricas para avaliar os valores obtidos. Cada uma delas estão incorporadas na metodologia proposta. A fim de embasar o fundamento do método deste trabalho, esta seção discorre sucintamente sobre as três etapas mencionadas.

2.1. Aquisição de dados AVLS

Cada vez mais as agências de transportes têm divulgado os dados AVLS de seus sistemas APTS (Ferris *et al.*, 2010; Moreira-Matias *et al.*, 2015). A motivação para tal ação decorre do potencial de uso desses em diversas ações ligadas ao transporte, como o planejamento da frota, controle da operação e informação aos passageiros. Os dados são tipicamente divulgados em ambientes públicos, especialmente nos sítios das agências de transportes.

Tem se tentado padronizar o formato de divulgação desses dados através do padrão aberto desenvolvido pela Google, o General Transit Feed Specification in Realtime (GTFS Realtime) (Goldstein e Dyson, 2013). O padrão GTFS Realtime permite que agências forneçam diversas informações acerca da operação, como a posição dos veículos e tempo previsto para chegadas. Entretanto, devido à complexidade de implantar essa tecnologia, o GTFS ainda não se encontra em uso extensivo no Brasil.

Em contrapartida, vem se utilizando comumente formatos de dados externos de base de dados para divulgação dos AVLS, como valores separados por vírgulas (CSV) e JavaScript Object Notation (JSON). A principal diferença destes formatos, frente ao GTFS Realtime, decorre da falta de padronização dos campos nos dados, isto é, cada agência pode definir quais dados e como serão compartilhados, enquanto que no último os tipos e formatos são pré-definidos. Assim, é necessário estudar as especificidades de cada agência ao trabalhar com os dados AVLS delas. Além disso, ressalta-se que em diversas etapas é necessário fazer um pré-processamento destes dados, devido ao número de dados duplicados e/ou ausentes.

2.2. Reconstrução da Trajetória e *Headway*

Para reduzir os custos inerentes a comunicação e processamento de dados, empresas e órgãos de transporte tipicamente adotam a transmissão de dados AVLs em APTS em períodos discretos, *e.g.*, a cada 30 ou 60 segundos (Yang *et al.*, 2013). Desta maneira, ocorrerá a transmissão de dados fora dos pontos de parada, sendo necessário utilizar alguma técnica para estimar quando o ônibus passou pelo mesmo. Nesse sentido, ressalta-se que uma baixa frequência de transmissão dos dados, por exemplo, a cada 3 minutos, pode impactar diretamente na precisão do *headway* computado (Farid *et al.*, 2016). O motivo para tal é que para grandes intervalos de tempo se desconhece a trajetória realizada pelo ônibus.

Para exemplificar este problema, considere o cenário ilustrado na Figura 2. O ônibus transmitiu o AVL A1 às 10:10:20, cuja posição se encontra a 2500 m do início da linha. Após pouco mais de três minutos o ônibus envia o AVL subsequente (A2), cuja localização está a uma distância de 4250 m do início da linha. Observe que entre os envios, o veículo passa pelo ponto de parada P, que se situa a uma distância de 3000 m do começo da linha. Uma maneira de calcular quando o veículo passou por P é através de uma interpolação linear (Reijsbergen e Gilmore, 2014), que assume uma velocidade constante do veículo entre os dados AVLs. Precisamente, considerando uma interpolação linear entre A1 e A2, pode-se reconstruir a trajetória do veículo utilizando a velocidade média $v = \frac{4250 - 2500}{125} = 14$ m/s, que alcançara o ponto P após $\frac{3000 - 2500}{14} = 35$ s, ou seja, passou por P aproximadamente às 10:10:55.

Note que, esta abordagem assume que o veículo possuiu a mesma velocidade entre o envio dos dois AVLs, o que pode não ocorrer devido o surgimento de instabilidades (*e.g.*, acidentes e engarrafamentos) e mecanismos de controle no trânsito no percurso, como semáforos e faixa de pedestres. Entretanto, diversos autores ressaltam que para frequências razoavelmente altas de envio, isto é, de 60 s ou menos, a interpolação linear se apresenta como um método eficaz (Barabino *et al.*, 2013; Cortés *et al.*, 2011; Farid *et al.*, 2016; Yang *et al.*, 2013). A explicação decorre que uma alta frequência de AVLs traduz em um percurso menor entre os dados, o que consequentemente faz com que o erro causado pela interpolação seja menor. Com base nestas características, a metodologia proposta neste trabalho utilizará a técnica de interpolação linear para estimar o *headway* em cada ponto de parada.

2.3. Avaliação do *Headway*

O valor de *headway* computado deve expressar a regularidade do serviço em cada ponto de parada. Yang *et al.* (2013) destaca que desvios grandes no *headway* indicam a presença de possíveis problemas na operação. Além disso, caso haja muita discrepância nesses intervalos o sistema apresentará uma baixa previsibilidade, isto é, não será confiável perante os passageiros.



Figura 2: Cenário de envio de AVLs em períodos discretos.

A fim de analisar mais precisamente esses fatos, a comunidade científica desenvolveu métricas para avaliar o *headway* em cada ponto de parada, tais como tempo de espera e regularidade de serviço. Precisamente, para medir a aderência do serviço ao *headway*, isto é, a regularidade da passagem do ônibus frente ao esperado, a Transportation Research Board (2013) define o coeficiente de variação de *headway* C_{vh} conforme as seguintes equações:

$$C_{vh} = \frac{\sigma_d}{h_m} \quad (1)$$

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (h_i - h_e)^2}{n-1}} \quad (2)$$

Onde:

- h_m é o *headway* médio previsto da linha;
- σ_d é o desvio padrão entre os *headways* obtidos e o *headway* esperado;
- h_i é o i -ésimo *headway* obtido e
- h_e é o *headway* esperado.

O coeficiente de variação de *headway* C_{vh} expressa a relação entre o desvio padrão da diferença do *headway*, frente ao *headway* esperado, pelo *headway* médio previsto da linha. O valor de C_{vh} situa entre o intervalo de 0 e 1 e está diretamente relacionado a flutuação do *headway*, sendo que um valor próximo a 0 significa pouca ou nenhuma flutuação, isto é, a regularidade do *headway* obtido é semelhante ao esperado, enquanto que um valor de 1 ilustra um serviço irregular com a possível presença de diversos comboios (*bunching*). Para facilitar a compreensão do índice, a TRB define a relação entre o C_{vh} e o nível de serviço, conforme apresentado na Tabela 1. Nesta, os níveis de serviços variam de “A” a “F”, sendo o primeiro associado ao cumprimento da regularidade do *headway* nos pontos de paradas, enquanto o último representa a irregularidade e surgimento frequente de comboios (*bunching*).

Tabela 1: Níveis de Serviços de Aderência do *Headway*.
Extraído de TRANSPORTATION RESEARCH BOARD (2013).

Nível	C_{vh}	Descrição
A	0,00 – 0,21	Serviço funciona como um relógio
B	0,22 – 0,30	Alguns veículos fora do <i>headway</i>
C	0,31 – 0,39	Veículos frequentemente fora do <i>headway</i>
D	0,40 – 0,52	<i>Headway</i> irregular, com algum <i>bunching</i>
E	0,53 – 0,74	<i>Bunching</i> frequentes
F	$\geq 0,75$	Muitos veículos em comboios (<i>bunching</i>)

A associação do coeficiente de variação de *headway* (C_{vh}) com os níveis de serviços facilita a compreensão da regularidade do serviço nos pontos de parada. Nesse sentido, este artigo irá utilizar o coeficiente C_{vh} em conjunto com os respectivos níveis de serviços para avaliar o *headway* ao longo dos pontos de paradas da linha.

3. METODOLOGIA

A fim de avaliar a flutuação do *headway* ao longo dos pontos de parada de uma linha através de dados AVL, o trabalho aplica a metodologia ilustrada na Figura 3. A mesma é dividida em três grandes etapas, pré-processamento, reconstrução do *headway* e análise da flutuação, descritas no restante desta seção.

3.1. Pré-processamento

A etapa de pré-processamento tem como objetivo preparar os dados AVL para processamento. Assim, primeiramente deve-se obter os dados AVL de uma determinada agência de transportes. Para funcionamento do método, espera-se que os dados obtidos sejam transmitidos com uma frequência de 60 segundos ou menos e possuam os seguintes campos:

- Identificador global e único para cada ônibus no sistema;
- *Timestamp*, representando o horário de coleta do dado AVL;
- Latitude e Longitude, a posição do veículo no instante da coleta e a
- Linha do veículo no momento em que o dado foi coletado.

Através destas variáveis será feito a seleção dos dados a serem analisados. Para isso, o usuário deve identificar a linha e um período, intervalo de tempo, a ser utilizado. Utilizando essas duas variáveis filtra-se todos os dados AVLS obtidos, restando apenas aqueles que conformam com os valores especificados.

Além disso, durante essa etapa, realiza-se um filtro para remover dados fora do percurso da linha através de um raio, *e.g.*, veículos que estão localizados a uma distância maior do que 150 metros do trajeto são descartados. É importante realizar este último filtro pois os veículos podem continuar enviando dados AVLS mesmo estando fora do trajeto, por exemplo, durante a transição para outra linha ou estando estacionado em uma garagem, visto que o aparelho de AVL não é desligado frequentemente (Amaral *et al.*, 2016). Por fim, remove-se os dados duplicados, isto é, aqueles emitidos pelos mesmo ônibus e que possuem a mesma posição (latitude e longitude) no mesmo tempo.

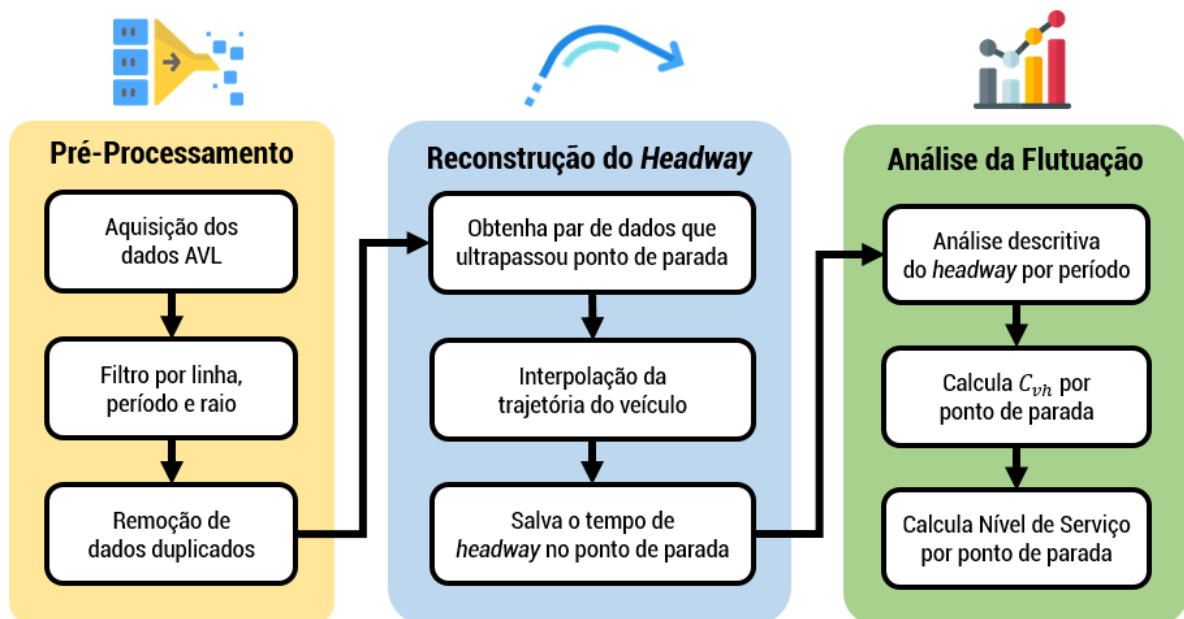


Figura 3: Etapas da metodologia proposta.

3.2. Reconstrução do *Headway*

A estratégia para reconstruir o *headway* em cada ponto de parada baseia-se em analisar os pares de dados AVL emitidos em sequência por um mesmo ônibus. Especificamente, associa-se a cada AVL recebido o último ponto de parada que o respectivo veículo ultrapassou. Para isso, compara-se a distância percorrida pela posição do ônibus com a da respectivo parada na linha. Caso o ponto de parada associado ao dado AVL subsequente seja diferente do seu anterior diz-se que o ônibus passou por um ponto de parada. Para ilustrar este algoritmo, considere os dados AVL previamente ilustrados na Figura 2. Nesta figura, verifica-se que o ponto de parada de A1 é diferente de A2, assim conclui-se que neste intervalo o veículo passou por P.

Ao detectar a passagem por pontos de paradas, realiza-se a interpolação linear entre os mesmos para estimar o tempo em que o veículo passou por cada um deles. Ao limitar o método proposto a uma frequência de 60 segundos ou menos para transmissão de dados AVL, pode-se assumir, com um certo erro, um movimento linear no trajeto. Através desta premissa, descobre-se a velocidade do veículo e calcula o tempo de chegada ao ponto.

Nota-se que nesta etapa, toma-se o cuidado para realizar o cálculo considerando mais de um ponto de parada, isto é, pode ocorrer de um veículo ultrapassar mais de uma parada em menos de 60 segundos. Neste caso, aplica-se a interpolação linear para estimar o tempo de chegada em cada um deles.

O tempo de chegada em cada ponto de parada é salvo individualmente, isto é, associado a àquele ponto de parada isoladamente. Assim, após o término do processamento inicia-se o cálculo do *headway* em cada um deles. Para tal, realiza-se a diferença entre os tempos subsequentes salvos. As diferenças de tempo de passagem em cada ponto, *headway*, são novamente armazenadas para ser posteriormente analisada na terceira etapa.

3.3. Análise da Flutuação

Antes de iniciar a análise da flutuação do *headway* deve-se dividir os valores obtidos em sub-sequências conforme os intervalos de tempo da linha em estudo. Por exemplo, considere o cronograma de *headway* da linha 650 ilustrado previamente na Figura 1. Aqui, observa-se que o *headway* varia conforme intervalos fixos. Assim, deve-se dividir os valores obtidos conforme os períodos em estudo, por exemplo, um período de pico (16h às 19h) e entropico (19h às 22h).

Após essa separação, computa-se informações básicas acerca das sequências de *headway*, como média, desvio padrão e variância. Através dessas variáveis, calcula-se o coeficiente de variação de *headway* C_{vh} em cada ponto de parada. Note que ao dividirmos os intervalos em sub-sequências, o *headway* médio previsto será idêntico ao *headway* esperado, visto que a análise é feita considerando apenas dados de um mesmo intervalo. Por fim, calcula-se o nível de serviço de cada ponto de parada utilizando o C_{vh} encontrado.

4. EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Para avaliar o método proposto foi realizado um estudo de caso em uma linha de ônibus do Arco Sul da Rede Metropolitana de Transportes Coletivos de Goiânia. A linha escolhida (400), ilustrada na Figura 4, é circular e possui uma extensão de 14.6 km (RMTC, 2018). Esta foi escolhida devido interligar dois terminais de ônibus, Terminal Praça A e Terminal Praça da Bíblia e por atravessar bairros com características diferentes, como o Setor Leste Universitário, com escolas e universidades, e o Setor dos Funcionários e Setor Marechal Rondon com intensa

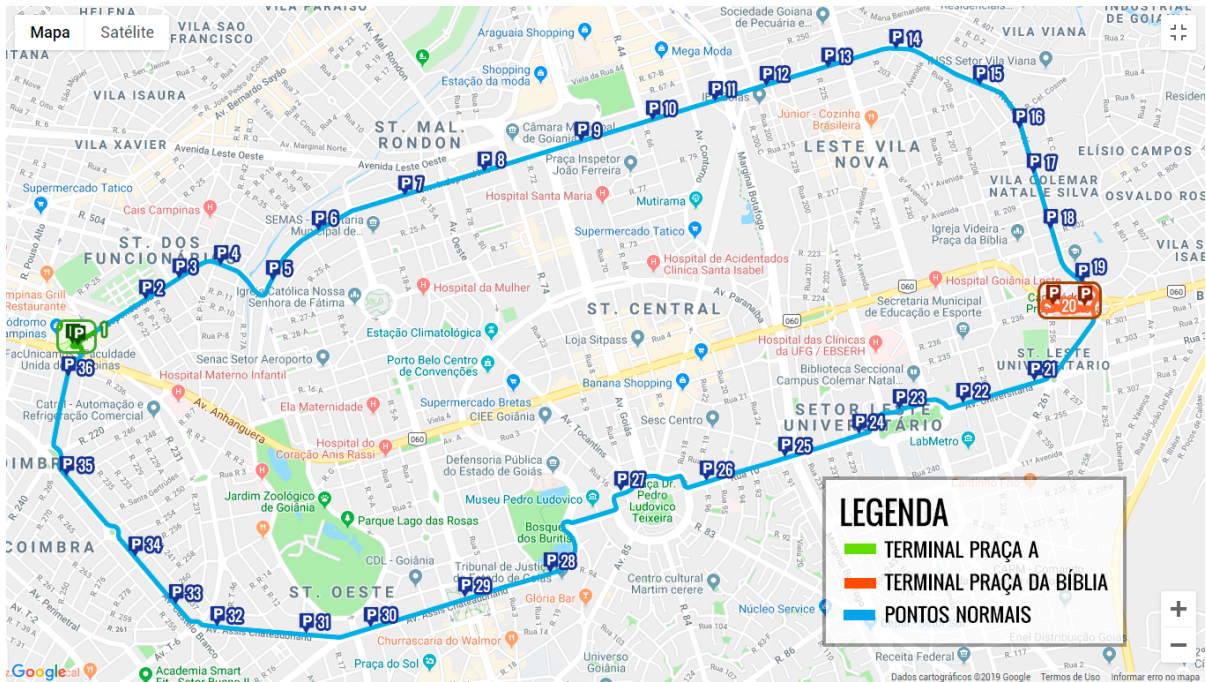


Figura 4: Linha 400 da RMTc Goiânia. Adaptado de RMTc (2018).

atividade comercial. A numeração no mapa reflete a direção da linha, isto é, os veículos partem da Praça A em direção à Praça da Bíblia e, finalmente, volta a Praça A.

Este experimento visa investigar a flutuação do *headway* em dois períodos distintos desta linha, especificamente, no pico da 5h às 8h e no entropico das 8h às 12h. O motivo para escolhas destes dois intervalos decorre das atividades tipicamente realizadas pelos passageiros da mesma nos períodos, tais como transporte para atividades de ensino no período de pico (com direção à Praça da Bíblia e Setor Leste Universitário) e para os comércios no período de entropico (para a Praça A e Setor dos Funcionários e Setor Marechal Rondon).

4.1 Captura dos dados AVLs e Configuração de Parâmetros

Para realização deste experimento, inicialmente capturou-se todos os dados disponibilizados no sítio da RMTc da semana de 10 a 14 de Junho de 2019. A página OLHO NO ÔNIBUS reflete a posição de todos os veículos da RMTc Goiânia (RMTc, 2018). Entretanto, a informação não disponibiliza o tempo de emissão do dado. Assim, para capturar o horário de envio do dado AVL, desenvolveu-se um programa Python que entra a cada 10 segundos na página e coleta todos os dados. Associa-se o tempo do programa ao dado coletado. Desta maneira, os dados coletados estão atrasados em no máximo 10 segundos.

No total, foram coletados 12.501.621 dados AVLs. A grande quantidade de dados é reflexo da captura de todos os dados. Após a etapa de pré-processamento, isto é, da aplicação dos filtros, reduziu-se os dados para 21.604 AVLs.

Os AVLs filtrados situam no período de pico e entropico. Para avaliar o primeiro, utilizou-se como *headway* esperado e médio o valor de 9 minutos. Já para o segundo período, entropico das 8h às 12h, considerou-se 17.5 minutos (a média entre 15 e 20 minutos). Estes valores foram extraídos do cronograma da linha conforme disponibilizado publicamente no sítio da RMTc e ilustrado previamente na Figura 1.

4.2 Resultados e Discussão

Após a execução do método obteve-se os resultados ilustrados na Tabela 2, que apresenta os níveis de serviços e o *headway* médio para cada ponto de parada durante a semana de teste. Observe que a flutuação do *headway*, expressa por C_{vh} , se deteriora ao longo da linha em ambos períodos, isto é, a irregularidade aumenta ao passo que o veículo sai do terminal de origem. Além disso, note que a flutuação ocorre linearmente ao longo do período. Por exemplo, no período de pico, observa-se uma flutuação de $0,89 - 0,64 = 0,25$ ao longo da linha. Ocorre uma flutuação semelhante para o segundo período, de $0,47 - 0,27 = 0,20$. Em ambos casos o nível de serviço diminuí como reflexo da flutuação.

Tabela 2: Níveis de Serviços de Aderência do *Headway* para a Linha 400.

Ponto	Pico (5h às 8h) Headway Esperado: 9 min			Entrepico (8h às 12h) Headway Esperado: 17.5 min		
	Nível de Serviço	C_{vh}	Headway Médio (min)	Nível de Serviço	C_{vh}	Headway Médio (min)
T. Praça A	E	0,64	10,35	B	0,27	13,96
2	E	0,62	10,26	B	0,25	13,75
3	E	0,62	10,25	B	0,25	13,60
4	E	0,62	10,28	B	0,25	13,64
5	E	0,63	10,30	B	0,25	13,61
6	E	0,64	10,34	B	0,25	13,59
7	E	0,64	10,37	B	0,28	14,08
8	E	0,63	10,65	B	0,29	14,05
9	E	0,64	10,50	C	0,33	13,86
10	E	0,66	10,71	C	0,34	14,23
11	E	0,67	10,77	C	0,34	14,09
12	E	0,69	10,75	C	0,35	14,03
13	E	0,70	10,81	C	0,35	13,88
14	E	0,72	10,79	C	0,36	13,82
15	E	0,72	10,78	C	0,36	13,76
16	E	0,74	10,82	C	0,37	13,73
17	F	0,76	10,87	C	0,38	13,76
18	F	0,76	10,90	C	0,39	13,78
19	F	0,76	10,95	D	0,40	13,34
T. Praça da Bíblia	F	0,79	11,09	D	0,43	13,23
21	F	0,81	11,33	D	0,43	13,09
22	F	0,82	11,27	D	0,42	12,92
23	F	0,82	11,51	D	0,42	12,76
24	F	0,84	11,84	D	0,42	12,76
25	F	0,82	12,28	D	0,44	12,29
26	F	0,83	12,30	D	0,44	12,14
27	F	0,85	12,37	D	0,45	11,83
28	F	0,85	12,68	D	0,46	11,86
29	F	0,87	12,66	D	0,46	11,75
30	F	0,87	12,67	D	0,47	11,77
31	F	0,86	12,80	D	0,47	11,98
32	F	0,88	13,02	D	0,48	11,98
33	F	0,89	13,11	D	0,48	11,87
34	F	0,90	13,43	D	0,48	11,72
35	F	0,91	13,74	D	0,48	11,68
36	F	0,98	14,46	D	0,49	12,31
Retorno T. Praça A	F	0,89	13,93	D	0,47	11,63

Em relação ao período de pico, nota-se que o tempo médio do *headway* aumenta uniformemente entre os pontos de paradas, variando de 10,35 até 14,46 minutos. Considerando que o *headway* esperado no período é de 9 minutos, os dados sugerem acréscimos sucessivos ao longo da rota, chegando a um total máximo de até 5,46 minutos a mais de espera, na média, para o 36º ponto de parada. Observa-se que os veículos tendem a saírem da origem próximo do tempo esperado de *headway*, 10,35 minutos, entretanto ao longo da linha este valor aumenta constantemente.

Além disso, durante o trajeto, o nível de serviço modifica-se de “E” para “F”. Para investigar essa mudança, foi feito a reconstrução do gráfico da marcha da operação do período de teste a partir dos dados AVL, como ilustrado na Figura 5.

A área em laranja delimita as viagens iniciadas no período de pico. Observa-se que as primeiras delas saem em intervalos de 20 minutos, por exemplo, às 5:00 e 5:20, ao contrário dos 9 minutos esperados. Durante as primeiras viagens do dia nota-se pouca flutuação no *headway*, uma possível explicação para o fenômeno é a ausência de problemas no trânsito neste intervalo. Em sequência, no período de 6:00 às 8:00, observa-se um aumento no número de viagens e, conseqüentemente, um aumento do *headway* através da inclinação das retas. Precisamente, nota-se uma aproximação entre as curvas das viagens nos trajetos posteriores ao Terminal da Praça da Bíblia e próximo a pontos de parada do Setor Leste Universitário, P21 a P25, sugerindo um indício de comboios em pontos próximos a atividades de ensino.

Contrário ao período de pico, os dados sugerem uma diminuição do tempo médio de *headway* ao longo da linha durante as viagens do período de entrepico. Uma explicação para tal fenômeno decorre de possíveis atrasos causados por problemas no trânsito nos pontos iniciais, que situam próximos a atividades comerciais. Apesar disso, observa-se que o *headway* médio em todos os pontos de paradas é inferior ao esperado de 17.5 minutos. Isso mostra que no período entrepico, a operação desta linha consegue manter o *headway* médio abaixo do valor esperado em todos os pontos de parada.

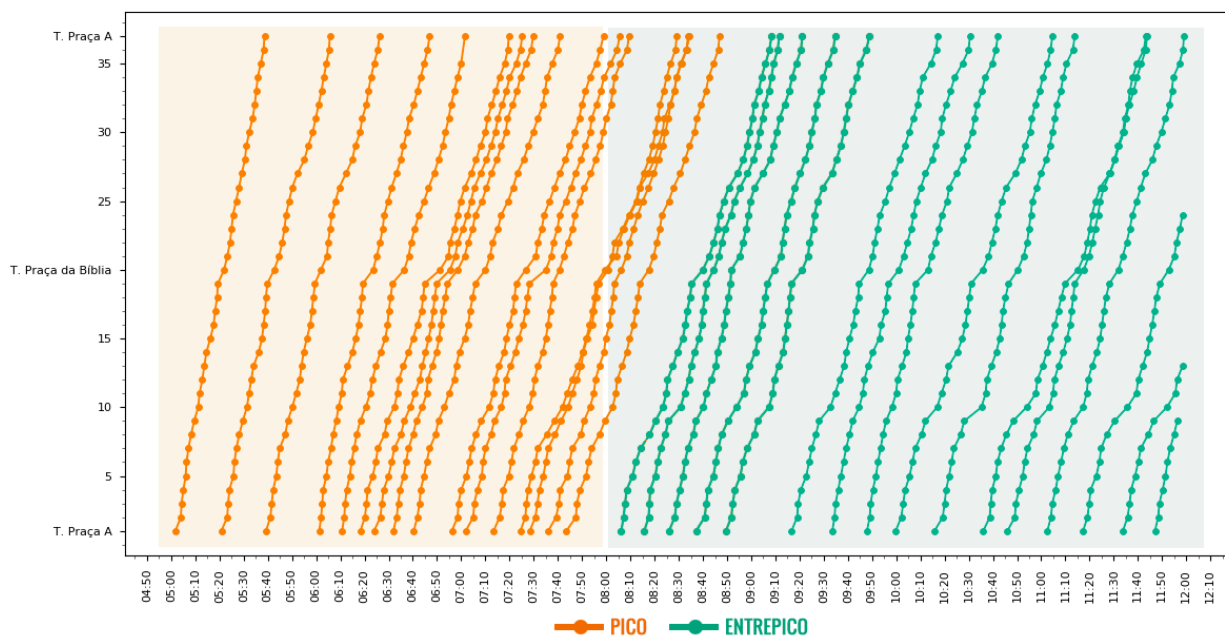


Figura 5: Gráfico de Marcha da Operação da Linha 400 do dia 12 de Junho de 2019.

Entretanto, semelhantemente ao período de pico, observa-se uma flutuação linear do *headway* ao longo da linha. O coeficiente C_{vh} aumenta de 0,27 e 0,47 do primeiro até o último ponto. Isto impacta diretamente no nível de serviço atrelado aos pontos, que sai de “B” e chega em “D” ao término da viagem. Especificamente, nota-se que o nível de serviço nos primeiros pontos é mais regular do que nos últimos. Este cenário pode ser observado pelas viagens entre 8:00 e 9:00 na área verde da Figura 5. Observa-se que estas viagens apresentam características semelhantes às daquelas do período de pico, enquanto que aquelas que iniciam posteriormente a 8:40 apresentam um comportamento regular. Este fato sugere que as viagens iniciais do período entrepico ainda carrega as características de flutuação do período de pico. Por fim, as inclinações no gráfico das viagens sugerem que, semelhantemente ao período de pico, o *headway* se deteriora ao longo da linha.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho investigou a flutuação do *headway* a partir de dados AVLs ao longo da linha, isto é, como o mesmo se comporta em cada ponto de parada da mesma. Para isso, propôs-se uma metodologia para reconstrução da trajetória dos veículos a partir dos dados AVLs, seguida do cálculo e análise do *headway*. Para validar a metodologia proposta foi feita a programação da mesma na linguagem Python e realizou-se um estudo de caso na linha circular 400 da cidade de Goiânia no período de pico (5h às 8h) e entrepico (8h às 12h) durante uma semana.

Os resultados obtidos sugerem que, para ambos períodos, o *headway* se deteriora linearmente ao longo da linha, isto é, a irregularidade aumenta constantemente conforme o ponto de parada se distancia da origem. No período de pico, observa-se que o *headway* médio dos veículos na origem, 10,35 minutos, é próximo do tempo esperado, 9 minutos. Entretanto, este valor aumenta para 14,46 minutos nos últimos pontos de parada da mesma. Isto sugere que apesar das viagens estarem sendo iniciadas no período próximo ao *headway* de 9 minutos, fatores externos, como condições de trânsito e acidentes, podem causar variação no mesmo ao longo da linha.

Testes durante o período de entrepico apresentaram resultados semelhantes. Em ambos casos, os dados sugerem uma deterioração do *headway* ao longo da linha. Porém, aqui nota-se que o tempo médio de *headway* diminuiu durante o percurso. Uma possível explicação para tal fenômeno é a natureza comercial dos primeiros pontos da linha. O coeficiente de variação de *headway* C_{vh} flutuou semelhantemente em 0,25 e 0,20 ao longo dos períodos de pico e entrepico respectivamente. A variação ocorre linearmente em ambas as linhas e, conseqüentemente, o nível de serviço decai da mesma forma. Isto sugere que apesar das diferenças no tempo médio de *headway* de ambos períodos, a irregularidade deteriora-se em um único sentido.

Como trabalho futuro, espera-se analisar as características individuais de cada ponto de parada e sua influência no *headway*. Por exemplo, deseja-se investigar qual o impacto do uso de solo onde o ponto de parada se localiza no tempo médio e flutuação do *headway*.

Por fim, deseja-se explorar a viabilidade de usar as flutuações encontradas para calibrar a operação das linhas. Além disso, deseja-se investigar como alterar o algoritmo proposto para obter os C_{vh} em tempo de execução para possibilitar alterações em tempo real na operação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Amaral, B. G. D., Nasser, R., Casanova, M. A., e Lopes, H. (2016) BusesinRio: Buses as Mobile Traffic Sensors: Managing the Bus GPS Data in the City of Rio de Janeiro. *2016 17th IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM)* (Vol. 1, p. 369–372).

- Barabino, B., e Di Francesco, M. (2019) Diagnosis of Irregularity Sources by Automatic Vehicle Location Data. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 1–16.
- Barabino, B., Di Francesco, M., e Mozzoni, S. (2013) Regularity diagnosis by Automatic Vehicle Location raw data. *Public Transport*, 4(3), 187–208.
- Barabino, B., Lai, C., Casari, C., Demontis, R., e Mozzoni, S. (2017) Rethinking Transit Time Reliability by Integrating Automated Vehicle Location Data, Passenger Patterns, and Web Tools. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(4), 756–766.
- Chen, C., Ma, J., Susilo, Y., Liu, Y., e Wang, M. (2016) The promises of big data and small data for travel behavior (aka human mobility) analysis. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 68, 285–299.
- Cortés, C. E., Gibson, J., Gschwender, A., Munizaga, M., e Zúñiga, M. (2011) Commercial bus speed diagnosis based on GPS-monitored data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19(4), 695–707.
- Farid, Y. Z., Christofa, E., e Paget-Seekins, L. (2016) Estimation of Short-Term Bus Travel Time by Using Low-Resolution Automated Vehicle Location Data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2539(1), 113–118.
- Ferraz, A. C. P., e Torres, I. G. E. (2004) *Transporte Público Urbano - Segunda Edição - Ampliada e Atualizada*. (RiMa Editora, Ed) (Segunda Ed.).
- Ferris, B., Watkins, K., e Borning, A. (2010) OneBusAway: results from providing real-time arrival information for public transit. *Proceedings of the 28th Intl. Conf. on Human Factors in Computing Systems - CHI '10* (p. 1807). ACM Press, New York, New York, USA.
- Golani, H. (2007) Use of Archived Bus Location, Dispatch, and Ridership Data for Transit Analysis. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1992(1), 101–112.
- Goldstein, B., e Dyson, L. (2013) *Beyond Transparency: Open Data and the Future of Civic Innovation*. (1st Editio.). Code for America, San Francisco, CA, USA. Disponível em <https://beyondtransparency.org/chapters/part-2/pioneering-open-data-standards-the-gtfs-story/>. Acesso em 10 de julho de 2019.
- Guimarães, M. A., Filho, L. E. C., Carvalho, W. L., e Medrano, R. M. A. (2018) ANÁLISE DA PERCEPÇÃO DA QUALIDADE DO TRANSPORTE PÚBLICO NA REGIÃO METROPOLITANA DE GOIÂNIA. *Anais do XXXII Congresso Nacional de Pesquisa em Transporte* (p. 830–841)., Gramado, RS, Brazil.
- Ladeira, M. C. M., Michel, F. D., Senna, L. A. dos S., e Lovatto, A. A. D. (2014) ESTRATÉGIA DE CONTROLE DO HEADWAY EM TEMPO REAL: ESTUDO DE CASO. *Anais do XXVIII Congresso Nacional de Pesquisa em Transporte* (p. 1–12)., Curitiba, PR, Brasil.
- Moreira-Matias, L., Mendes-Moreira, J., De Sousa, J. F., e Gama, J. (2015) Improving Mass Transit Operations by Using AVL-Based Systems: A Survey. *IEEE T on Intelligent Transportation Systems*, 16(4), 1636–1653.
- Pi, X., Egge, M., Whitmore, J., Silbermann, A., e Qian, Z. (2018) Understanding Transit System Performance Using AVL-APC Data: An Analytics Platform with Case Studies for the Pittsburgh Region. *Journal of Public Transportation*, 21(2), 19–40.
- Reijsbergen, D., e Gilmore, S. (2014) Formal Punctuality Analysis of Frequent Bus Services Using Headway Data. P. Reinecke & A. Di Marco (Eds), *Lecture Notes in Computer Science* (Vol. 10497, p. 164–178). Springer International Publishing, Cham.
- RMTC, Rede Metropolitana de Transporte Coletivo de Goiânia (2018). Disponível em <http://rmtcgoiania.com.br/>. Acesso em 10 de julho de 2019.
- Rothen, M. D. L. (2015) Análise da implantação do BRS da Avenida T63 - Goiânia. *Anais do 20º Congresso Brasileiro de Transporte e Trânsito*. Santos, São Paulo, Brasil.
- TRANSPORTATION RESEARCH BOARD, TRB. (2008) *AVL Systems for Bus Transit: Update. Transit Cooperative Research Program Synthesis Program.*, Washington, D.C.
- TRANSPORTATION RESEARCH BOARD, TRB. (2013) *Transit Capacity and Quality of Service Manual, Third Edition. Transit Capacity and Quality of Service Manual, Third Edition.*, Washington, D.C.
- Yang, Y., Gerstle, D., Widhalm, P., Bauer, D., e Gonzalez, M. (2013) Potential of Low-Frequency Automated Vehicle Location Data for Monitoring and Control of Bus Performance. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2351(1), 54–64.

Marcos Paulino Roriz Junior (marcosroriz@ufg.br)

Poliana de Sousa Leite (polianaleite@ufg.br)

Heloísa Marques Ribeiro (heloisa_mrbeiro@discente.ufg.br)

Rafael Silva Procópio Maciel (rafaelmaciell@discente.ufg.br)

Engenharia de Transportes, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Federal de Goiás
Rua Mucuri S/N, área 03, Bairro Conde dos Arcos, Aparecida de Goiânia - GO