

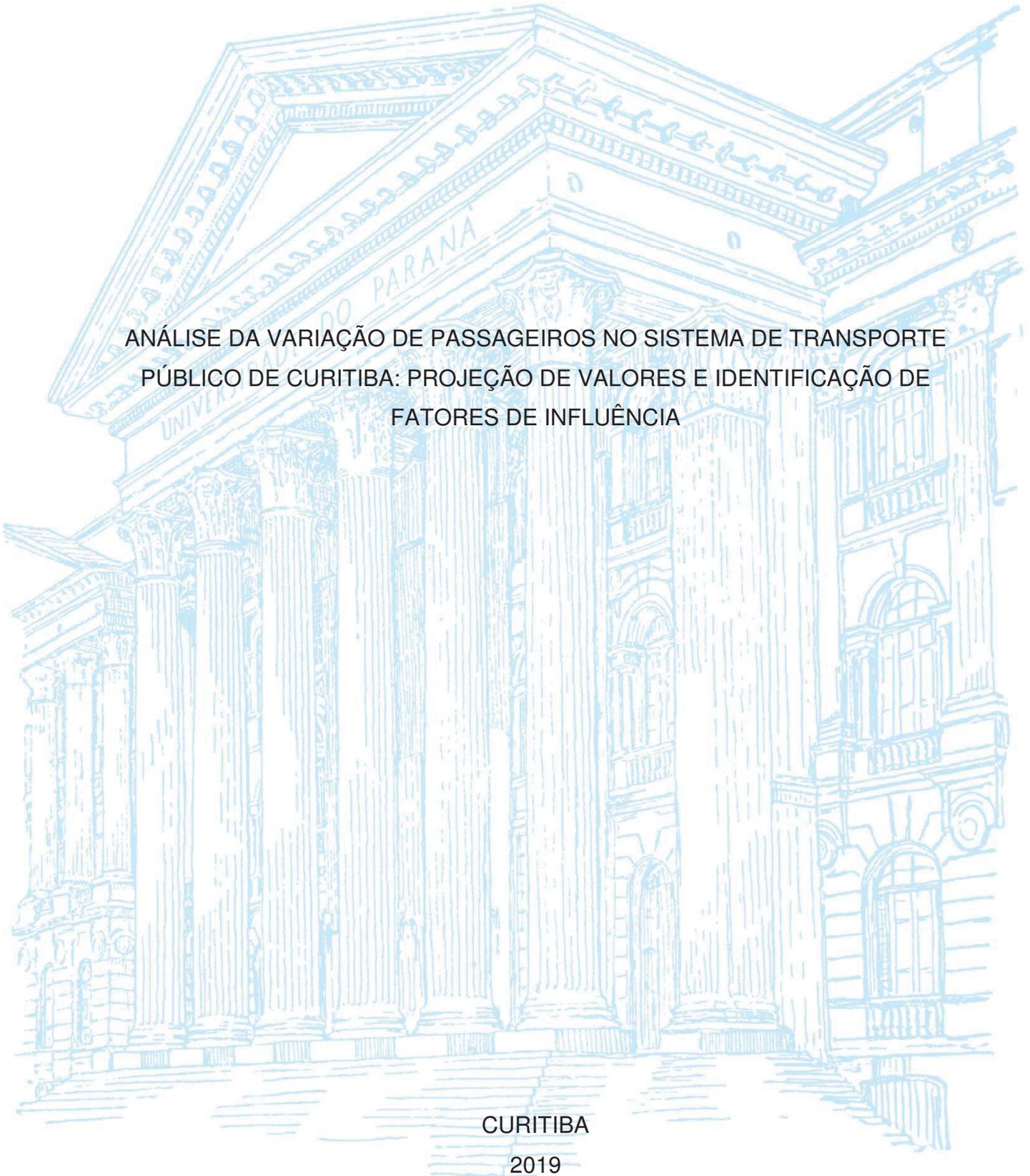
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

RODRIGO SALVADOR DOS SANTOS

ANÁLISE DA VARIAÇÃO DE PASSAGEIROS NO SISTEMA DE TRANSPORTE
PÚBLICO DE CURITIBA: PROJEÇÃO DE VALORES E IDENTIFICAÇÃO DE
FATORES DE INFLUÊNCIA

CURITIBA

2019



RODRIGO SALVADOR DOS SANTOS

ANÁLISE DA VARIAÇÃO DE PASSAGEIROS NO SISTEMA DE TRANSPORTE
PÚBLICO DE CURITIBA: PROJEÇÃO DE VALORES E IDENTIFICAÇÃO DE
FATORES DE INFLUÊNCIA

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Gustavo Valentim Loch

CURITIBA

2019

Catálogo na Fonte: Sistema de Bibliotecas, UFPR
Biblioteca de Ciência e Tecnologia

S237a Santos, Rodrigo Salvador dos
Análise da variação de passageiros no sistema de transporte público de Curitiba: projeção de valores e identificação de fatores de influência [recurso eletrônico] Rodrigo Salvador dos Santos – Curitiba, 2019.

Dissertação - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção.

Orientador: Gustavo Valentim Loch

1. Transporte público – Curitiba (PR). 2. Transporte - Identificação de fatores de influência. I. Universidade Federal do Paraná. II Loch, Gustavo Valentim. III. Título.

CDD: 338.41322

Bibliotecária: Roseny Rivelini Morciani CRB-9/1585



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR SETOR DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO - 40001016070P1

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em ENGENHARIA DE PRODUÇÃO da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **RODRIGO SALVADOR DOS SANTOS** intitulada: **Análise da variação de passageiros no sistema de transporte público de Curitiba: projeção de valores e identificação de fatores de influência**, após terem inquirido o aluno e realizado a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 22 de Fevereiro de 2019.

GUSTAVO VALENTIM LOCH

Presidente da Banca Examinadora (UFPR)

GUILHERME FRANCISCO FREDERICO

Avaliador Externo (UFPR)

ROBERTO ZANETTI FREIRE

Avaliador Externo (PUCPR)

MARIANA KLEINA

Avaliador Interno (UFPR)

Este trabalho é dedicado à Maisa e Francisco. Ela, mestre do amor; ele, mestre da vida.

AGRADECIMENTOS

Há muito o que agradecer, mas não há outra forma de começar sem um muito obrigado à minha esposa, Maisa Techy Tracz Marcelino Martins. Há 10 anos, eu agradecia a ela, então namorada, na minha monografia. Hoje, eu agradeço por cada segundo da minha vida. Agradeço pelo “vai fundo” na Serra da Graciosa, quando eu disse que queria o título de mestre. Agradeço pelo “continua” cada vez que pareceu difícil. Agradeço pelo “parabéns” hoje porque o mérito é, na verdade, tão dela quanto meu.

Muito obrigado também a Francisco Gael Martins Salvador, inspiração pra tudo isso. A promessa se cumpriu: hoje, quando completo o ciclo do mestrado, ele já fala “papai”. Este trabalho só pode ser completo com os sorrisos, os abraços, os choros, as corridas e os tombos, porque a evolução diária dele é também o meu alerta para nunca deixar de querer evoluir.

Agradeço à minha família, João, Nair, Ricardo, Tais, Maria, Marcelo, Fernanda e Lorenza, por entenderem meus não nos últimos fins de semana e ainda assim se alegrarem com as minhas conquistas. Eles são o que eu sou.

Muito obrigado também a todos os colegas da turma de 2017 do PPGEP, em especial Gustavo Pereira, Anis Assad, Andreia, Livia Maia, Matheus Lincoln, Gregori Schneider e Nicolas Martinhão, pelo grande astral carregado nas aulas e nos momentos fora da sala. Ainda na academia, agradeço enormemente aos professores Cassius Tadeu Scarpin, José Eduardo Pécora Jr e em especial ao meu ex-calouro e orientador Gustavo Valentim Loch, pela confiança depositada durante todo o período do curso.

Agradeço a Alan Costa, Alex Alves, Julio Rusch, Bruno Moraes, Chiquinho, Alisson Farias, Sandro Forner, Alecsandro, William Matheus, Pablo, Wellington Simião, Iago, Leandro Silva, Uillian Correa, Carlos Cesar pelo péssimo futebol em 2018 que me permitiu manter o foco no trabalho mesmo nas quartas e domingos.

Agradeço também aos colegas de trabalho que, dentro do possível, me incentivaram. Marcos Roberto, Jeferson Agapito, Leonardo Lipinski, André Pimenta, Alceu Schwingel, Wagner Dildey, Walkelly Schmidke, Mariana Oliveira, muito obrigado.

Por fim, agradeço a Deus, por ser Ele a razão de tudo.

Você não sente nem vê
Mas eu não posso deixar de dizer, meu amigo
Uma nova mudança em breve vai acontecer
E o que há algum tempo era jovem e novo
Hoje é antigo
E precisamos todos, todos rejuvenescer
(Belchior, 1976)

RESUMO

A cidade de Curitiba (PR, Brasil) é tida como referência em transporte público desde 1974, com a implantação pioneira do modelo BRT no mundo. Sua estabilidade financeira, recentemente, vem sendo colocada em questão. Com dados obtidos junto à Setransp, nota-se que a quantidade de passageiros nos ônibus da cidade tem apresentado uma tendência de queda nos últimos anos, causando impacto negativo na arrecadação financeira das empresas operadoras do sistema. A expectativa de menores lucros é prejudicada também pelas estimativas de volume de passageiros, fornecidas pelos órgãos governamentais, que não vêm sendo satisfatórias. Neste contexto, a identificação de soluções para o problema passa por uma melhor compreensão do fenômeno da variação de passageiros no transporte público da cidade. A fim de ampliar este conhecimento, o cenário é estudado neste trabalho a partir de três abordagens. A primeira é a previsão de séries temporais, com a aplicação seis técnicas de previsão para estimar a quantidade de passageiros do sistema no ano de 2018. No período avaliado, o erro parcial das estimativas ficou em 0,65%, com R-quadrado-ajustado acima de 0,8. A segunda abordagem utilizou a Regressão Linear Múltipla para identificar fatores de influência na variação de passageiros no sistema. De 78 possíveis fatores, foram identificados 8 como suficientes para explicar a variação, destacando-se entre eles as variáveis Admissões e Demissões em Curitiba e Matrículas na Rede Estadual, com alto coeficiente de correlação com a variação. Por fim, utilizando uma pesquisa Survey, a terceira abordagem levantou impressões dos habitantes da cidade sobre os temas estudados. Entre outras conclusões, os resultados da pesquisa se mostraram convergentes à hipótese levantada durante as duas abordagens anteriores: a regulamentação de aplicativos de compartilhamento de veículos influenciaram cerca de 5,76% na queda do número de passageiros observada no ano de 2017.

Palavras-chave: Previsão por séries temporais. Transporte público. Curitiba. Identificação de fatores de influência.

ABSTRACT

The city of Curitiba (PR, Brazil) has been considered a reference in public transport since 1974, with the pioneering deployment of BRT model in the world. Recently, its financial stability has been questioned. With data obtained from Setransp, it can be noted that the number of passengers on the city buses has shown a downward trend in recent years, causing a negative impact on the profits of the system's operating companies. The expectation of lower profits is also hampered by estimates of the volume of passengers, provided by government agencies, which have not been satisfactory. In this context, the identification of solutions to the problem involves a better understanding of passenger variation in city's public transportation phenomenon. In order to expand this knowledge, this scenario is studied in this work from three approaches. The first is the forecast of time series, with the application of six forecasting techniques to estimate the number of passengers on the system in the year 2018. In the period evaluated, the partial error of the estimates was 0.65%, with R-squared-adjusted above 0.8. The second approach used the Multiple Linear Regression to identify factors that influences the total passengers variation in the system. Of 78 possible factors, 8 were identified as sufficient to explain the variation, highlighting the variables Admissions and Layoffs in Curitiba and State Schools Registration, with a high coefficient of correlation with the variation. Finally, using a Survey research, the third approach raised impressions of the inhabitants of the city on the subjects studied. Among other conclusions, the results were convergent to the hypothesis raised during the two previous approaches: the regulation of vehicle sharing apps influenced about 5.76% in the number of passengers decrease observed in the year 2017.

Keywords: Time series forecasting. Public transportation. Curitiba. Identification of influence factors.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – INACURÁCIAS DE PREVISÃO DE TRÁFEGO EM 210 PROJETOS DE INFRAESTRUTURA	21
FIGURA 2 – CLASSIFICAÇÃO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO	23
FIGURA 3 – TIPOS DE ASSOCIAÇÃO ENTRE DUAS VARIÁVEIS.....	24
FIGURA 4 - COMPOSIÇÃO DE UM NEURÔNIO BIOLÓGICO	26
FIGURA 5 - COMPOSIÇÃO DE UM NEURÔNIO ARTIFICIAL	27
FIGURA 6 - MODELO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL COM MÚLTIPLAS CAMADAS	28
FIGURA 7 - REDE NEURAL DE BASE RADIAL COM MÚLTIPLAS SAÍDAS	30
FIGURA 8 - FLUXOGRAMA DOS ESTÁGIOS DA METODOLOGIA BOX E JENKINS	33
FIGURA 9 - MODELO ESQUEMÁTICO DO MÉTODO CONJUGADO.....	43

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 – PASSAGEIROS TRANSPORTADOS MENSALMENTE ENTRE 2013 E 2017.....	38
GRÁFICO 2 – TOTAL MENSAL DE PASSAGEIROS TRANSPORTADOS, PAGANTES, EQUIVALENTES E ISENTOS ENTRE 2013 E 2017....	39
GRÁFICO 3 – SÉRIE MENSAL DE PASSAGEIROS TRANSPORTADOS, PAGANTES, EQUIVALENTES E ISENTOS ENTRE 2013 E 2017 EM A) DIAS ÚTEIS B) SÁBADOS C) DOMINGOS D) FERIADOS E) DIAS ÚTEIS ATÍPICOS E F) SÁBADOS ATÍPICOS	40
GRÁFICO 4 – RESULTADO DA RLM PARA 2016, PASSAGEIROS ISENTOS.....	52
GRÁFICO 5 – RESULTADO DA RLM PARA 2017, PASSAGEIROS ISENTOS.....	53
GRÁFICO 6 – RESULTADO DA RLM PARA 2016, PASSAGEIROS TRANSPORTADOS.....	53
GRÁFICO 7 – RESULTADO DA RLM PARA 2017, PASSAGEIROS TRANSPORTADOS.....	54
GRÁFICO 8 – RESULTADO DA RLM PARA 2016, PASSAGEIROS PAGANTES...54	
GRÁFICO 9 – RESULTADO DA RLM PARA 2017, PASSAGEIROS PAGANTES...55	
GRÁFICO 10 – RESULTADO DA RLM PARA 2016, PASSAGEIROS EQUIVALENTES.....	56
GRÁFICO 11 – RESULTADO DA RLM PARA 2017, PASSAGEIROS EQUIVALENTES.....	56
GRÁFICO 12 – SÉRIES TEMPORAIS DE PASSAGEIROS PAGANTES E ISENTOS ENTRE 2013 E 2017.....	58
GRÁFICO 13 – RAZÃO ENTRE PASSAGEIROS PAGANTES E ISENTOS ENTRE 2013 E 2017.....	58
GRÁFICO 14 – FREQUÊNCIA DE USO DO TRANSPORTE PÚBLICO POR OCUPAÇÃO.....	60
GRÁFICO 15 – FREQUÊNCIA DE USO DO TRANSPORTE PÚBLICO	61
GRÁFICO 16 – FREQUÊNCIA DE USO DO TRANSPORTE PÚBLICO EM RELAÇÃO AO ANO ANTERIOR.....	62
GRÁFICO 17 – MOTIVOS LISTADOS PARA DEIXAR DE USAR O TRANSPORTE COLETIVO.....	62

GRÁFICO 18 – MOTIVOS LISTADOS PARA PASSAR A USAR O TRANSPORTE COLETIVO	63
GRÁFICO 19 – POSSIBILIDADE DE USAR O TRANSPORTE COLETIVO COM MAIS FREQUÊNCIA.....	63
GRÁFICO 20 – MOTIVOS PARA USAR O TRANSPORTE COLETIVO COM MAIS FREQUÊNCIA.....	64

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – DADOS DE PPE NO DECORRER DOS ANOS TARIFÁRIOS.....	37
TABELA 2 – PREVISÃO DE PASSAGEIROS TRANSPORTADOS PARA 2018/2019	44
TABELA 3 – PREVISÃO DE PASSAGEIROS ISENTOS PARA 2018/2019	44
TABELA 4 – PREVISÃO DE PASSAGEIROS PAGANTES PARA 2018/2019	45
TABELA 5 – PREVISÃO DE PASSAGEIROS EQUIVALENTES PARA 2018/2019..	45
TABELA 6 – ERRO DA PREVISÃO DE PASSAGEIROS EQUIVALENTES PARA 2018/2019	46
TABELA 7 – RESUMO DOS ERROS DAS METODOLOGIAS PARA CADA TIPO DE PASSAGEIRO.....	47
TABELA 8 – VARIÁVEIS INDEPENDENTES RELACIONADAS AO TRANSPORTE PÚBLICO DE CURITIBA.....	49
TABELA 9 – COEFICIENTES DE CORRELAÇÃO LINEAR DE PEARSON ENTRE AS VARIÁVEIS INDEPENDENTES E AS CATEGORIAS DE PASSAGEIROS	52
TABELA 10 – RESUMO DOS RESULTADOS ESTATÍSTICOS DA RLM.....	57
TABELA 11 – MÉDIA E DESVIO PADRÃO DAS AVALIAÇÕES DOS USUÁRIOS AO TRANSPORTE PÚBLICO DE CURITIBA	64

LISTA DE ABREVIATURAS OU SIGLAS

ACP	- Análise de Componentes Principais
AT	- Ano Tarifário
BRT	- <i>Bus Rapid Transport</i>
CNI	- Confederação Nacional da Indústria
INPC	- Índice Nacional de Preços ao Consumidor
IPC	- Índice de Preços ao Consumidor
IPCA	- Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo
PIB	- Produto Interno Bruto
PPE	- Passageiros Pagantes Equivalentes
RBF	- <i>Radial Basis Function</i>
RIT	- Rede Integrada de Transporte
RLM	- Regressão Linear Múltipla
RLS	- Regressão Linear Simples
RMC	- Região Metropolitana de Curitiba
RNA	- Rede Neural Artificial
Setransp Metropolitana	- Sindicato das Empresas de Ônibus de Curitiba e Região Metropolitana
URBS	- Urbanização de Curitiba S.A.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
1.1 JUSTIFICATIVA DO TRABALHO.....	18
1.2 OBJETIVOS	19
1.2.1 Objetivo geral	19
1.2.2 Objetivos específicos.....	19
1.3 LIMITAÇÕES DO TRABALHO	20
1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	20
2 REVISÃO DE LITERATURA	21
2.1 MÉTODOS DE PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS.....	24
2.1.1 Regressão Linear Simples	24
2.1.2 Redes Neurais Artificiais	26
2.1.3 Modelos ARIMA	31
2.1.4 Ajuste Sazonal	33
2.2 MÉTODOS DE SELEÇÃO DE VARIÁVEIS EXPLICATIVAS	34
3 APRESENTAÇÃO DOS DADOS DO PROBLEMA	37
4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS	41
4.1 PROJEÇÃO DO TOTAL DE PASSAGEIROS NO SISTEMA.....	41
4.2 IDENTIFICAÇÃO DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS	49
4.3 LEVANTAMENTO DA OPINIÃO DO USUÁRIO DO SISTEMA DE TRANSPORTE PÚBLICO DE CURITIBA	60
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	66
5.1 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	67
REFERÊNCIAS	69
APÊNDICE 1 – RESULTADOS DA RLM	73
APÊNDICE 2 – PERGUNTAS DA SURVEY	80

1 INTRODUÇÃO

Na área da Pesquisa Operacional, é comum encontrar propostas ou soluções para problemas com muitas restrições, que desafiam os pesquisadores a encontrar as melhores soluções factíveis dentro de um conjunto restrito de possibilidades. No caso dos transportes, fatores limitantes são, entre outros, suprimento de combustível, elevação de preços de combustível, congestionamentos e preocupações ambientais (Agatz *et al.*, 2012). Além disso, nas últimas três décadas, muitas áreas do transporte têm considerado a importância das previsões de curto prazo (Vlahogianni *et al.*, 2014). Neste trabalho, centrado no transporte público de ônibus de Curitiba, busca-se compreender o fenômeno da variação de passageiros, de forma a extrair informações importantes para a melhor gestão do sistema. A proposta passa por previsões de séries temporais e identificação de fatores de influência.

No Brasil, o transporte público é utilizado por 61% da população, sendo o meio de transporte principal para 42%, segundo relatório da Confederação Nacional da Indústria (CNI, 2011). Entre modalidades mais comuns, está o sistema de Transporte Rápido de Ônibus (*Bus Rapid Transport*, BRT). O Brasil é considerado pioneiro no uso do sistema, dado que a primeira implantação registrada no mundo foi realizada na cidade de Curitiba (PR), em 1974. Hoje, o BRT é encontrado em Cuiabá (MT), Goiânia (GO), Brasília (DF), Belo Horizonte (MG), Uberlândia (MG), Rio de Janeiro (RJ), São Paulo (SP), Uberaba (MG), Recife (PE) e Belém (PA), além de mais de 200 cidades em outros países.

O BRT de Curitiba faz parte da Rede Integrada de Transporte (RIT). A gestão deste sistema cabe à Urbanização de Curitiba S.A. (URBS), empresa de propriedade do município de Curitiba. A operação do sistema é concessionada a 29 empresas, cuja representação junto à URBS é feita pelo Sindicato das Empresas de Ônibus de Curitiba e Região Metropolitana (Setransp). De acordo com a URBS (2018), a malha é composta por 251 linhas de ônibus e 83 quilômetros de corredor de transporte. Além de Curitiba, a RIT integra o transporte de outros 12 municípios da Região Metropolitana de Curitiba (RMC).

A receita das empresas provém do repasse da gestão. Do valor arrecadado pela URBS com a gestão do sistema, as empresas operadoras recebem um valor

referente à tarifa técnica, definido por contrato. De acordo com a URBS (2018), este cálculo é dado por

$$\text{Tarifa técnica} = \left(\frac{c}{km}\right)/IPK \quad (1)$$

Na Equação (1), c/km é o custo por quilômetro total na RMC, e IPK é o índice de passageiros equivalentes por quilômetro total. O c/km provem de uma metodologia tarifária calculada pela equação (2)

$$\frac{c}{km} = \frac{FT(Vv - Vr)}{120 * km \text{ da categoria}} \quad (2)$$

A variável FT na Equação (2) representa a frota total, enquanto Vv é o valor do veículo sem rodagem e Vr é chamado valor residual, ambos em reais.

$$IPK = \frac{PPE}{km} \quad (3)$$

A Equação (3), enfim, indica o cálculo do IPK , sendo PPE (Passageiros Pagantes Equivalentes) o número total de passageiros que efetivamente pagariam a tarifa cheia. Como existem tarifas diferenciadas para diferentes categorias de passageiros, o PPE é um valor de referência que representa a quantidade de usuários do sistema proporcionais à arrecadação, caso todos os passageiros pagassem o valor integral do bilhete. O valor calculado da tarifa técnica é aplicado para o Ano Tarifário (AT), período compreendido de 26 de fevereiro de um ano a 25 de fevereiro do ano seguinte.

O valor da tarifa técnica não é, necessariamente, o mesmo cobrado do passageiro. Ações políticas, como subsídio do governo do estado repassado ao município, podem gerar diferenças entre o valor negociado com as empresas e o que se cobra nos pontos de embarque. Tanto o cálculo da tarifa técnica quanto o da tarifa real são baseados na projeção do total de passageiros no sistema para o AT. As empresas que operam o sistema, portanto, organizam seu fluxo de caixa baseadas na previsão de receita que receberão ao longo deste período.

1.1 JUSTIFICATIVA DO TRABALHO

A motivação inicial deste trabalho parte da identificação de uma insatisfação das empresas de ônibus. Com a crescente queda percebida no total de passageiros, tem-se a conseqüente queda da receita. Ainda, cada queda anual foi recebida com certo grau de surpresa, dado que a expectativa de uso esteve sempre acima do observado ao fim do período. Neste cenário, profissionais da Setransp e da UFPR concordaram em desenvolver esta pesquisa.

A partir dos dados de uso do sistema junto à Setransp, é possível observar que o total de passageiros apresenta queda desde 2013, até pelo menos o final de 2018. As projeções realizadas pela URBS também vêm falhando neste período, praticamente na mesma proporção da queda, e sempre superestimando a quantidade total de usuários. O valor da tarifa técnica depende da estimativa e é definido previamente, em meados de fevereiro do ano anterior, sem alteração ao longo do Ano Tarifário. Desta forma, erros de previsão prejudicam o cálculo desse valor e afetam a receita das empresas, que fica abaixo da expectativa e compromete seu equilíbrio financeiro, por consequência da queda de PPEs.

Uma previsão mais adequada do total de passageiros é necessária para oferecer maior estabilidade financeira, mas não suficiente para a estabilidade do negócio. Decisões estratégicas precisam constantemente ser tomadas por gestores. No caso estudado nesta pesquisa, a queda no total de passageiros impacta direta e negativamente no lucro das empresas, mas também se faz necessário conhecer abordagens que exerçam influência positiva. Este trabalho busca, além da previsão, identificar fatores de grande impacto na variação de passageiros, de forma a oferecer aos gestores sustento para definição de estratégias diversas no sentido de incentivos à população no uso do transporte público.

O aumento do uso do transporte coletivo, além das vantagens financeiras, tem também benefícios sociais. Na concorrência entre modos de locomoção público e privado, Agatz *et al.* (2012) falam sobre redução da poluição do ar e sonora e diminuição de consumo de combustíveis fósseis como vantagens do transporte público, enquanto o privado confere maior segurança e velocidade, entre outros motivos. Para o cidadão de menor renda, o transporte público pode ser a única opção, e é importante que as vantagens em relação ao transporte privado sejam maximizadas. Ainda, pode-se destacar a real relevância do tema uma vez que a

ONU elencou “cidades e comunidades sustentáveis” como um dos seus 17 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. O documento destaca, no item 11.2, o seguinte objetivo:

Até 2030, proporcionar o acesso a sistemas de transporte seguros, acessíveis, sustentáveis e a preço acessível para todos, melhorando a segurança rodoviária por meio da expansão dos transportes públicos, com especial atenção para as necessidades das pessoas em situação de vulnerabilidade, mulheres, crianças, pessoas com deficiência e idosos (ONU, 2015).

1.2 OBJETIVOS

Para a solução do problema apresentado, os seguintes objetivos foram definidos.

1.2.1 Objetivo geral

Ampliar o entendimento sobre o fenômeno do transporte público de Curitiba, a partir de previsão da quantidade de passageiros no sistema e da identificação de fatores de impacto na variação deste total.

1.2.2 Objetivos específicos

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- a) Propor um método Conjugado de previsão de séries temporais.
- b) Comparar os resultados do método Conjugado de previsão de séries temporais com métodos tradicionais da literatura.
- c) Identificar, por meio da análise de regressão linear múltipla, a influência de eventos e acontecimentos pontuais, sejam eles conhecidos previamente ou não.
- d) Verificar a adesão dos resultados obtidos nas aplicações de métodos estatísticos de previsão e regressão com levantamento de campo.

1.3 LIMITAÇÕES DO TRABALHO

Esta pesquisa foi desenvolvida a partir de dados obtidos junto à Setransp, referentes ao sistema de transporte público de Curitiba. Por conta das características da malha, a extensão geográfica do escopo alcança as cidades da Região Metropolitana de Curitiba atendidas pela Rede Integrada de Transporte (RIT). Sistemas urbanos de outras cidades não fazem parte do escopo.

Na etapa de seleção de variáveis explicativas, foram estudadas 78 variáveis provenientes de diferentes fontes. O conjunto foi considerado adequado por conta do desempenho computacional, mas um volume maior – ou mesmo diferente – poderia gerar um melhor detalhamento do resultado. Outra limitação percebida é na pesquisa Survey adicional, que coletou 323 respostas, todas pela internet. Apesar do alcance da rede, a amostra ficou restrita a estas características.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

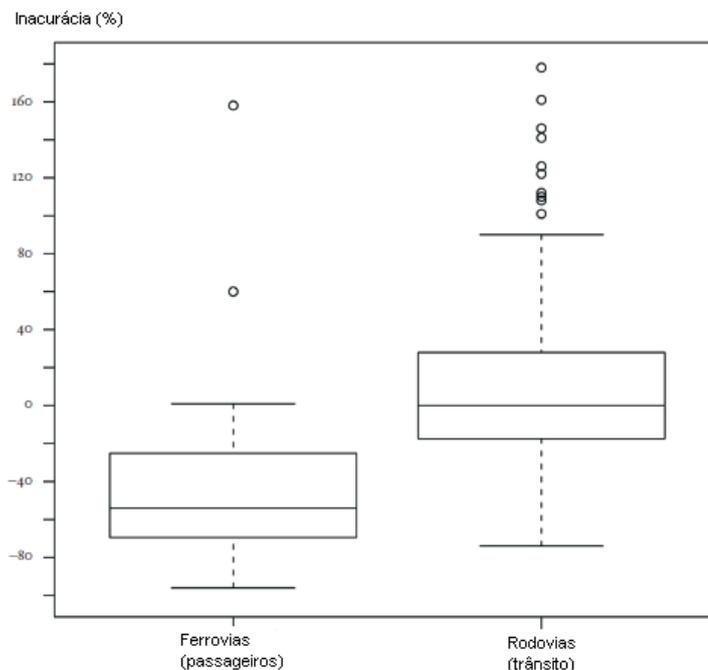
O presente trabalho foi organizado em cinco capítulos. Este primeiro capítulo introduz o trabalho, com justificativa, objetivos e limitações. No segundo, apresenta-se a revisão da literatura. No terceiro capítulo é descrito o problema ao apresentar os dados coletados para o trabalho. No quarto capítulo, são apresentadas as abordagens da pesquisa e análises parciais. As conclusões e análises dos resultados se encontram no quinto capítulo.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Neste capítulo, são inicialmente abordadas informações de periódicos relevantes para esta pesquisa. Em seguida, encontram-se descrições das técnicas utilizadas para predição de valores e identificação de fatores de influência.

A acurácia de uma estimativa é um fator fundamental para validá-la. Flyvbjerg *et al.* (2007) destacam este fato ao cobrir 210 projetos urbanos e ferroviários em 14 países diferentes, incluindo o Brasil. A Figura 1 mostra a distribuição do erro nos projetos estudados. Nove em cada 10 projetos de ferrovias, cujas previsões foram feitas em cima da quantidade de passageiros, foram superestimados. Em média, o total de passageiros observado foi 51.4% menor que a estimativa. Com relação às rodovias que tiveram o tráfego estimado, metade dos projetos estudados apresentaram 20% de diferença entre observado e previsto. Como os autores destacam, o resultado destes erros são riscos financeiros substanciais, o que exige ainda mais solidez dos métodos de previsão.

FIGURA 1 – INACURÁCIAS DE PREVISÃO DE TRÁFEGO EM 210 PROJETOS DE INFRAESTRUTURA



FONTE: Flyvbjerg *et al* (2007).

Pesquisas sobre demanda variável (ou irregular) sempre possuem espaço na literatura, tendo em Gutierrez *et al.* (2008) um dos documentos seminais – segundo os autores – para este campo. O trabalho desenvolvido por Puchalsky *et al.* (2018) apresenta técnicas que se encaixam neste cenário. No contexto do agronegócio, um dos principais setores da economia brasileira, são abordadas duas frentes de pesquisa (preço do saco de soja e demanda não-linear de um grupo de produtos de uma empresa) com a aplicação de cinco técnicas de otimização mescladas com Redes Neurais Wavelet, com previsões de curto e médio prazo.

Além dos resultados para o contexto específico, os autores corroboram com Gutierrez *et al.* (2008) ao mostrar a importância da utilização de diferentes técnicas de treinamento e teste, bem como a diferença percebida nas projeções com maiores horizontes de previsão. O entendimento, portanto, converge para a aplicação de estimativas em prazos curtos, e que previsões com horizontes maiores tendem a ter mais erros por não considerar fenômenos que ocorram entre a obtenção do resultado e a observação dos fatos.

Toole *et al.* (2015) entendem que a demanda de transporte e sua infraestrutura são parte de um problema maior, demandando análises além de um foco específico como a previsão de valores. Por meio de análises em cinco sistemas metroviários diferentes do mundo, que geram muitos dados diariamente, o foco dos autores foi tratar o problema de forma geral, com uso de ferramentas de Big Data para modelar o problema de ponta a ponta. A diversidade de aplicações possíveis para o problema passa também por heurísticas, como as utilizadas por Dong *et al.* (2014) para identificar pontos estratégicos para a localização de postos de abastecimento de carros elétricos a bateria.

A literatura oferece, além das citadas, técnicas de previsão na tentativa de solucionar, ou oferecer boas alternativas, para o problema de previsão de demanda. Vlahogianni *et al.* (2014) listam as principais técnicas aplicadas especialmente no campo de Sistemas Inteligentes de Transporte. Também são encontradas propostas de novas técnicas, como a Rede Neural de Curto Prazo Estendido (Long Short-Term Neural Network, LST NN) de Ma *et al.* (2015) e a Rede Neural de Retro-propagação com Evolução Diferencial Adaptativa (Adaptative Differential Evolution with Backpropagation Neural Network, ADE-BPNN) de Wang *et al.* (2015).

Dentre as diversas técnicas de previsão, as mais difundidas são: a Regressão Linear Simples, Múltipla ou Ponderada, as Redes Neurais de forma

geral, destacando as Multi-Layer Perceptron (RN-MLP) e as de funções de Bases Radiais (RN-RBF) e a metodologia de Box & Jenkins, conhecida como modelo ARIMA. Além dessas, há inúmeras outras metodologias de previsão de séries temporais, sejam heurísticas, estatísticas, híbridas ou de Inteligência Artificial.

Estas técnicas podem ser divididas em dois grupos principais: quantitativos e qualitativos. Uma possível subdivisão é apresentada por Scarpin (2012) na Figura 2. Neste trabalho, serão utilizados especificamente os métodos quantitativos de análises de séries temporais. Morettin e Bussab (2010) definem séries temporais como sequências de valores (ordenados no tempo) de uma variável de interesse particular, obtidos em intervalos regulares de tempo durante um período específico. Os modelos de séries temporais realizam previsões em dados observados em intervalos de tempo, e é especialmente útil quando há pouco conhecimento da base teórica que influencia o objeto de estudo, ou quando a complexidade da explicação sobre este objeto é muito alta.

FIGURA 2 – CLASSIFICAÇÃO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO



FONTE: Adaptado de Scarpin (2012).

2.1 MÉTODOS DE PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS

Conforme a tendência observada, este trabalho utiliza várias técnicas de previsão, afim de permitir um leque maior de soluções a serem avaliadas e assim identificar a técnica que apresenta mais aderência ao problema. As cinco técnicas utilizadas são descritas a seguir.

2.1.1 Regressão Linear Simples

Na Regressão Linear Simples, valores futuros de uma variável dita dependente podem ser estimados estatisticamente a partir de uma variável dita independente, através da relação linear entre elas. As variáveis independentes podem ser próprios valores históricos ou outras variáveis explicativas.

Conforme Morettin e Bussab (2010), a relação entre duas variáveis pode ser verificada visualmente por um gráfico de dispersão ou por uma reta de tendência. Na Figura 3, são apresentados exemplos de gráficos de dispersão com a) associação linear direta (ou positiva), b) associação linear (ou negativa) e c) sem associação. Quanto menor o grau de dispersão, mais próximos os pares ordenados estarão em relação à reta.



FONTE: Moretin e Bussab (2010).

Em termos numéricos, o que se almeja é identifica a esperança condicional em uma série temporal (Morettin e Bussab, 2010). Para isso, o modelo linear que configura uma RLS pode ser dado por

$$E(Y|x) = a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n + e \quad (4)$$

onde $E(Y|x)$ é o valor esperado de Y em relação a x , e é o erro da aproximação (onde podem entrar variações desconhecidas do modelo), a_i são os coeficientes do modelo linear e x^i é a variável independente, para todo i entre 1 e n . Reforça-se que, apesar da forma polinomial, o modelo é chamado de linear por se referir ao modo como os parâmetros entram no modelo; ou seja, a linearidade se dá pela obtenção dos coeficientes lineares do modelo, mesmo que graficamente este modelo não represente uma reta.

Para a estimação dos parâmetros, cada coeficiente deve ser determinado em função dos valores observados a fim de montar um modelo final. Como exemplo, no caso de um modelo que represente uma reta, isto é, $ax + b$, os parâmetros são estimados pelas seguintes equações:

$$a = \bar{y} + b\bar{x}$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n\bar{x}\bar{y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}} \quad (5)$$

onde \bar{y} e \bar{x} são as médias das duas variáveis observadas, e $\bar{x}\bar{y}$ é a média dos valores multiplicados. Para avaliar se o modelo é adequado, ou seja, explica a variação dos dados de forma satisfatória, devem ser aplicados métodos de avaliação residual, sendo os principais a estimação da variância, a decomposição de soma de quadrados e a tabela de análise de variância (ANOVA).

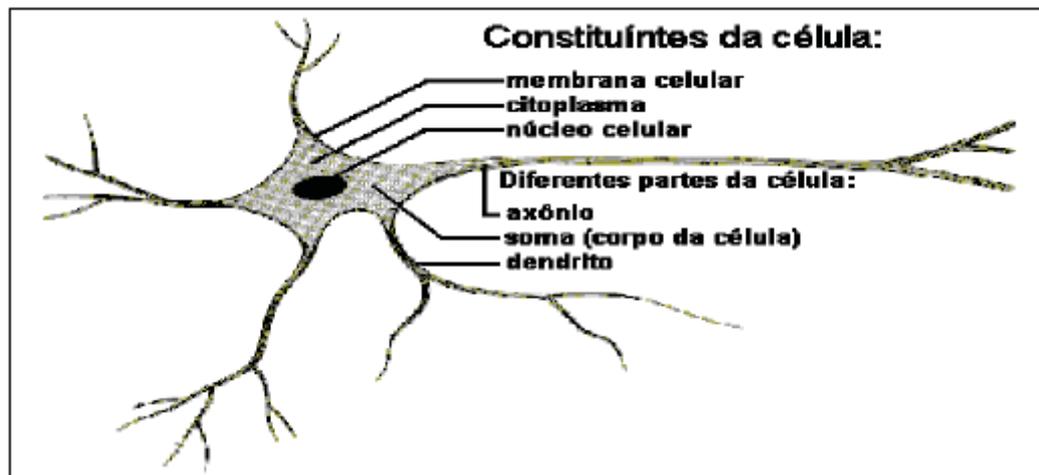
Quando se sabe de antemão o intervalo de tempo no qual a série temporal observada apresenta um comportamento específico, é possível ponderar a sazonalidade sobre os dados estimados pela regressão linear, como visto em Martinez e Gilabert (2009). A partir da premissa de que um mês, por exemplo, tenha características específicas e diferentes dos outros meses, os dados deste mês podem ser comparados para ponderar o comportamento dos dados deste mês no ano que se deseja prever. Desta forma, a característica de um período não é desprezada quando a estimativa é calculada. Para cálculos de medidas estatísticas, como média e mediana, também são úteis as suavizações da sazonalidade, que ajustam os valores para identificar tendências com maior clareza. Este valor

representa a tendência histórica dos dados com a característica sazonal do período em estudo.

2.1.2 Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são modelos computacionais que se inspiram em propriedades do cérebro humano. Em especial, toma-se por referência a transmissão de informações entre neurônios – conhecidas na biologia por sinapses. Conforme a representação observada na Figura 4, um neurônio biológico recebe informações em forma de descarga elétrica em seus dendritos, que funcionam como porta de entrada. A informação é processada no núcleo da célula, e então transmitida através do axônio, uma membrana mais longa que o dendrito. Resulta deste processamento uma nova descarga elétrica em forma de sinapse para o neurônio seguinte, que será estimulado ou não dependendo do nível desta descarga. No cérebro humano, existem áreas especializadas em determinadas funções, mas não há um órgão central que gerencie toda a rede neural.

FIGURA 4 - COMPOSIÇÃO DE UM NEURÔNIO BIOLÓGICO

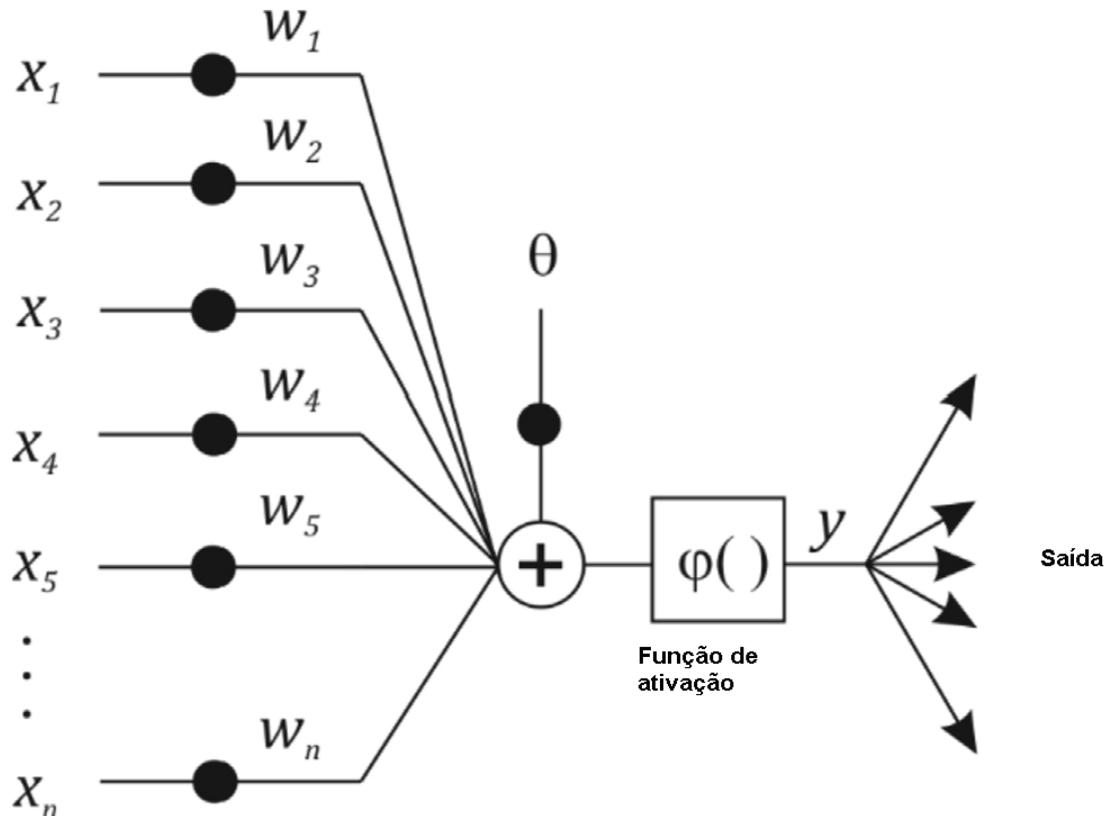


FONTE: Silva Neto (2008).

Este processo de trânsito da informação inspirou a concepção do neurônio artificial, que consiste de unidades simples trabalhando em paralelo e sem um controle central (Haykin, 2001). Suas principais características são a capacidade de aprendizado e a generalização, e são empregadas no reconhecimento de padrões,

composição musical, processamentos de sinais digitais, otimizações, além de previsão de séries temporais (Scarpin, 2012).

FIGURA 5 - COMPOSIÇÃO DE UM NEURÔNIO ARTIFICIAL



FONTE: Adaptador de Puchalsky *et al.* (2018).

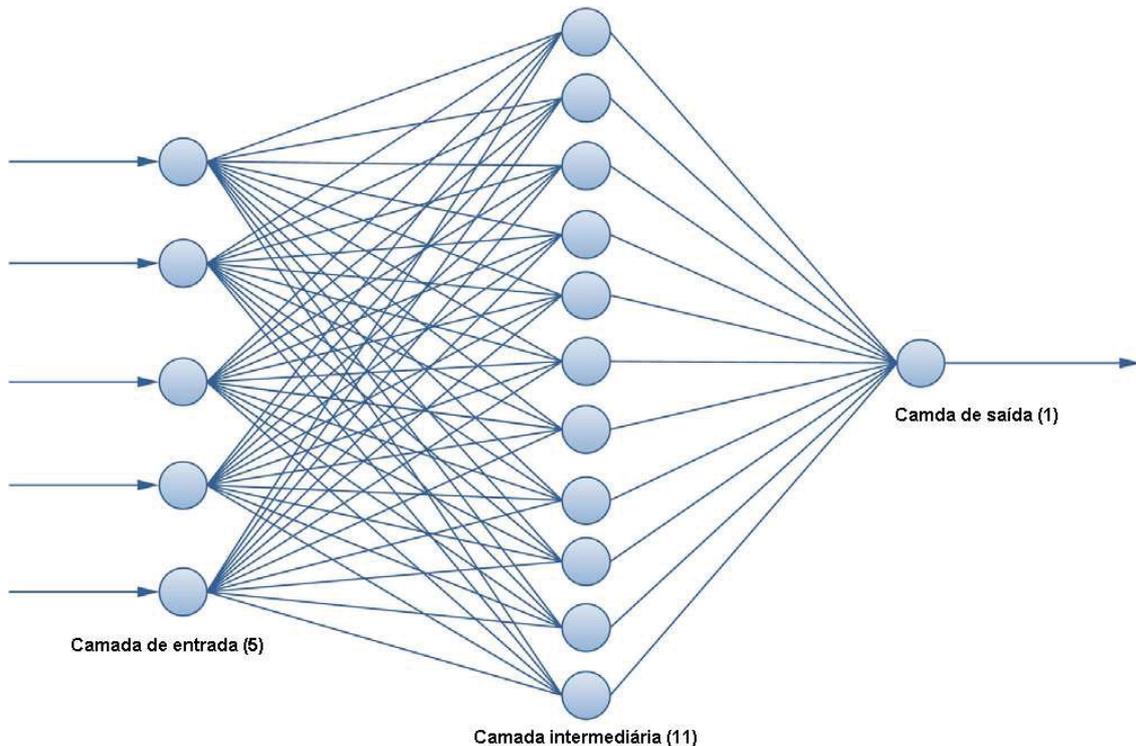
A Figura 5 apresenta um esquema para entendimento da modelagem de um neurônio artificial. Tal como os dendritos, a entrada do neurônio pode se dar por n valores (geralmente representados de forma vetorial). Cada um destes valores é ponderado por um peso antes de chegar à função de ativação (que corresponde à função do núcleo no neurônio biológico). O resultado desta função, que também pode ser expresso por meio de um vetor, informa ao próximo neurônio artificial se ele será ou não ativado. A modelagem matemática do neurônio é definida por Haykin (2001) como

$$y = \varphi\left(\sum_{i=1}^n x_i w_i\right) \quad (6)$$

onde y é a saída do neurônio e φ é a função de ativação, cujos parâmetros são x_i (os valores de entrada do neurônio) e w_i (os pesos aplicados às entradas do neurônio).

Por ser uma definição com muitas generalidades, o neurônio artificial permite várias adaptações de acordo com o que se pretende modelar. A função de ativação, por exemplo, pode assumir diversos formatos. Scarpin (2012) indica que as funções mais utilizadas são as funções linear, degrau, sigmoide, tangente hiperbólica e gaussiana. A saída de cada uma destas funções se restringe a intervalos pequenos como $[0,1]$ ou $[-1,1]$.

FIGURA 6 - MODELO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL COM MÚLTIPLAS CAMADAS



FONTE: Adaptado de Ren (2014).

Os neurônios artificiais são unidades de um elemento maior da RNA: as camadas. Em geral, as RNAs são compostas por uma camada de entrada, uma camada intermediária (ou escondida) e uma camada de saída. A quantidade de neurônios nas camadas de entrada e saída deve estar relacionada ao tamanho dos vetores de entrada e saída do modelo. A camada intermediária é mais flexível, tanto em quantidade (pode haver mais de uma camada intermediária) quanto em tamanho

(não há um número pré-determinado de neurônios). Quando a camada intermediária está presente, como no exemplo da Figura 6, o modelo é chamado de *Multi-layer perceptron* (Scarpin, 2012).

Segundo Haykin (2001), o processo de aprendizado de uma RNA se dá por meio de um processo iterativo de parâmetros livres e pesos sinápticos. Quando há informação prévia suficiente, este processo permite a aplicação de supervisão. Neste caso, o treino e o teste da RNA serão conduzidos e avaliados de acordo com uma meta; enquanto o modelo não atingir resultados próximos ao esperado, ele corrige os pesos utilizando algoritmos como a retro propagação de erro. Se não houver informação prévia adequada para avaliar o resultado do modelo a cada iteração, a supervisão pode ser descartada, caracterizando assim os modelos com aprendizado não supervisionado. Estes permitem que o modelo avalie livremente o padrão de saída. Um exemplo comum é a clusterização, que agrupa os elementos avaliados de acordo com semelhanças percebidas pela rede em seus atributos.

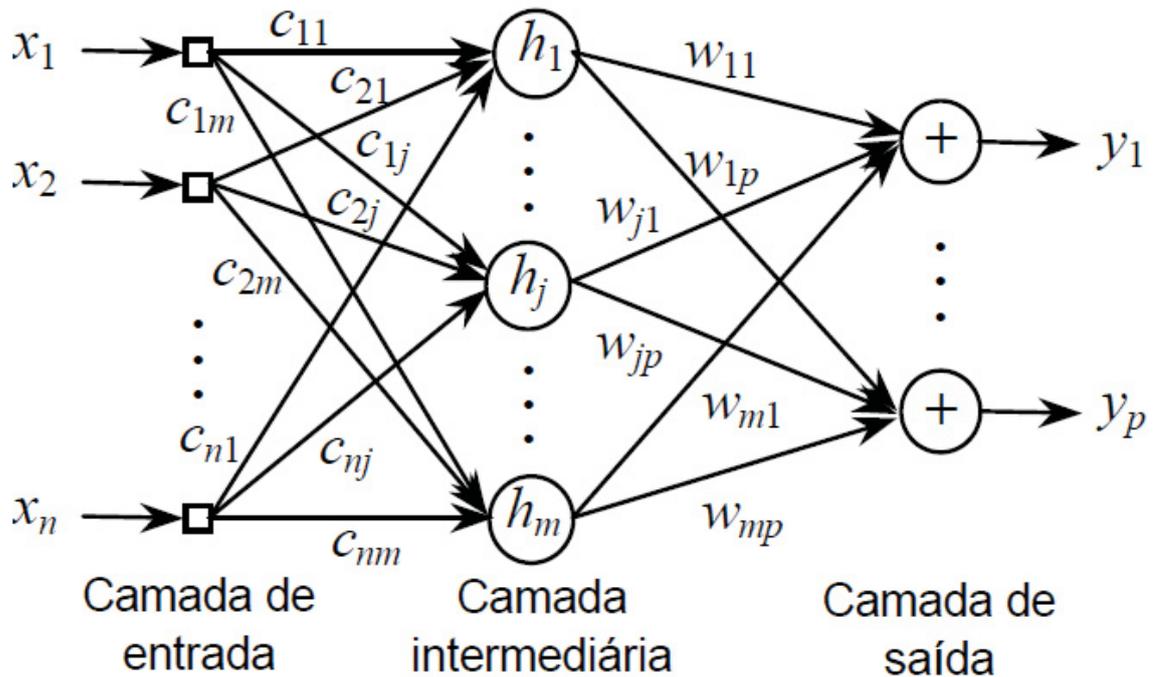
Quando se tem RNAs com múltiplas camadas sem treino por retropropagação de erro nem unidades de processamento com função de ativação sigmoideal, temos as Redes Neurais com Base Radial (*Artificial Neural Networks of Radial Basis Functions*, RBF). Esta estratégia permite às redes utilizarem unidades com campos receptivos locais nos quais as unidades na entrada do sistema não enxergam o todo. De acordo com Scarpin (2012), a principal diferença entre as redes RBF e as RNA é a natureza adaptativa das primeiras, que permite a utilização de um número relativamente menor de unidades de processamento localmente armazenadas (os centroides).

Nas RBF, tem-se sempre uma única camada intermediária. Os neurônios de saída são constituídos por funções lineares, enquanto os da camada intermediária têm funções de base radial. A Figura 7 mostra um modelo de RBF com múltiplas saídas.

Por não se conhecer, inicialmente, as saídas desejadas para a camada escondida, o método de aprendizado mais comumente empregado é a aprendizagem híbrida, que combina aprendizagem supervisionada com aprendizagem não-supervisionada (SCARPIN, 2012). No treinamento supervisionado, o método para determinação dos pesos deve resolver o problema de minimização dos erros (método dos mínimos quadrados, matriz pseudo-inversa, etc). No caso do treinamento não supervisionado, os valores dos centros são

determinados por seleção aleatória, *clustering* ou outro algoritmo de agrupamento e, em seguida, determina-se a largura do campo receptivo por meio de uma heurística como, por exemplo, o método das *k*-médias.

FIGURA 7 - REDE NEURAL DE BASE RADIAL COM MÚLTIPLAS SAÍDAS



FONTE: Zuben e Castro (2001).

Para o cálculo do erro, compara-se a resposta da rede com a resposta esperada. Pode ser calculado de várias maneiras, dentre elas a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e o Erro Médio Percentual Absoluto (MAPE), conforme as fórmulas a seguir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{npad} \sum_{i=1}^{npad} \|y_d^{(i)} - y_o^{(i)}\|^2}$$

$$MAPE = \frac{1}{npad} \sum_{i=1}^{npad} \left\| \frac{y_d^{(i)} - y_o^{(i)}}{y_d^{(i)}} * 100 \right\| \quad (7)$$

onde $npad$ é o número de padrões de entrada e $y_d^{(i)}$ e $y_d^{(i)}$ são o i -ésimo padrão desejado e obtido, respectivamente.

O objetivo da RBF com Análise de Tendência é explorar os dados históricos concentrando-se apenas na sazonalidade, sem a influência da tendência. O método consiste em aplicar uma Regressão Linear Simples nos dados históricos e verificar se há tendências de crescimento ou decrescimento. Em caso positivo, os dados são rotacionados de forma que elas sejam eliminadas, mantendo apenas as oscilações sazonais nos dados rotacionados. A previsão para o período é então obtida a partir da aplicação de uma RBF.

2.1.3 Modelos ARIMA

Os modelos ARIMA foram propostos por Box e Jenkins (1976). Consistem em uma classe de modelos lineares não-estacionários que integram modelos Auto Regressivos (*auto regressive*, AR) e modelos de Médias Móveis (*moving averages*, MA).

Tanto os modelos AR quanto os modelos MA são ditos estacionários. Processos estacionários são aqueles cuja média, variância e estrutura de auto correlação não mudam no decorrer do tempo. Os modelos aplicados a tais processos são caracterizados por serem gerados por meio de um sistema linear cuja entrada é um ruído branco (TAVARES, 2012). A forma geral de um modelo AR de ordem p é dada por

$$Z_t = \delta + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (8)$$

onde Z_t é o valor da série temporal no instante t , δ é o termo constante da série, ϕ_i representa o i -ésimo parâmetro auto regressivo e a_t é o erro (ou ruído) no instante t . Os modelos MA, por sua vez, são representados por uma soma ponderada dos ruídos observados em períodos anteriores. A forma geral do modelo MA de ordem q se dá por

$$Z_t = \delta + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (9)$$

onde Z_t é o valor observável da série temporal no instante t , δ é o termo constante da série, θ_i representa o i -ésimo parâmetro do modelo e a_t é o erro (ou ruído) no instante t . As equações 8 e 9, quando combinadas, geram os modelos Auto Regressivos de Médias Móveis (ARMA). O modelo ARMA relaciona valores e erros obtidos nos dados da série histórica, e é mais econômico que os modelos AR e MA puros. A combinação dos dois, com as variáveis conforme descrito em cada equação, resulta no modelo ARMA de ordem p, q dado na forma geral por

$$Z_t = \delta + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (10)$$

Os dois modelos, bem como a combinação deles (os modelos ARMA), são válidos para representação de séries estacionárias, ou seja, aquelas que permanecem com seus valores em torno de média e variância constantes com o decorrer do tempo.

Na prática, porém, a maioria das séries encontradas não é estacionária, e carece da integração proposta pelo método Auto Regressivo Integrado com Médias Móveis (*Auto Regressive Integrate Moving Average*, ARIMA). Neste modelo, são aplicadas um número finito de diferenças na série, de forma a torná-la estacionária. Define-se

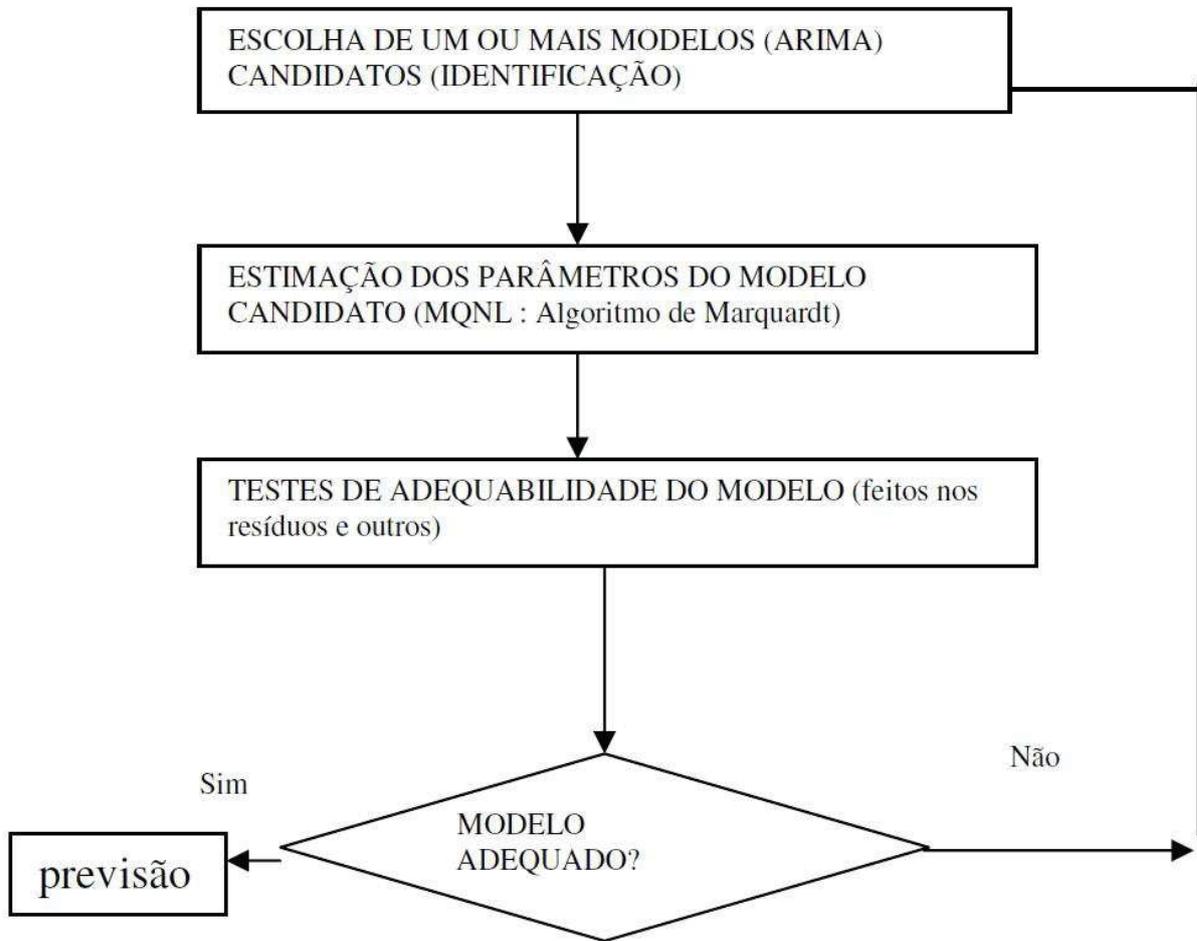
$$\omega_t = \Delta^d Z_t \quad (11)$$

como sendo as d diferenças necessárias para transformar a série em estacionária. Com isso, a fórmula geral para o método ARIMA de ordem d, p, q é

$$\omega_t = \delta + \phi_1 \omega_{t-1} + \dots + \phi_p \omega_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (12)$$

A construção do modelo é baseada em um ciclo iterativo, cuja estrutura baseia-se nos próprios dados. O ciclo resumido em quatro etapas principais, apresentadas esquematicamente na Figura 8: identificação da estrutura do processo gerador, estimação, verificação e previsão.

FIGURA 8 - FLUXOGRAMA DOS ESTÁGIOS DA METODOLOGIA BOX E JENKINS



FONTE: Tavares (2012).

A etapa de identificação é baseada na análise de auto correlações e outros critérios convenientes. A estimação refere-se aos parâmetros do modelo da estrutura identificada, calculados por meio de um algoritmo de programação não-linear. Na terceira etapa, é feito um diagnóstico por meio de análise de resíduos para afirmar se o modelo é adequado ou não. Por fim, a última etapa confere a saída do modelo, com o resultado da previsão. Exemplos recentes de aplicações desta metodologia são encontrados em Wang *et al.* (2015), Ren *et al.* (2014), Wang *et al.* (2015) e Calheiros *et al.* (2015).

2.1.4 Ajuste Sazonal

Uma série temporal pode ser decomposta em quatro componentes não observáveis: tendência, sazonalidade, ciclo e erro. A sazonalidade é causada por

movimentos oscilatórios de mesma periodicidade (mensal, anual, etc). A ocorrência e não tratamento desses eventos pode levar a conclusões inadequadas a respeito da série temporal em estudo.

Para análises de quais variáveis explicam o comportamento de um fenômeno, é importante detectar a diferença entre o que ocorre periodicamente e o que de fato ocorre de diferente naquele período específico, tornando possível observar a tendência e o ciclo da variável. O processo de remoção da sazonalidade de uma série temporal é chamado de ajuste sazonal ou dessazonalização.

Ao se aplicar o ajuste sazonal das séries temporais, é possível eliminar o impacto dos efeitos conhecidos e até mesmo dos desconhecidos, sem ocorrer prejuízo de perda de informação para a análise de quais variáveis independentes explicam uma variável dependente. Desta forma, temos melhores respostas para os modelos de Regressão Linear Múltipla.

Na literatura são apresentados diversos métodos para o ajuste sazonal de uma série temporal, como modelos de regressão com *dummies* sazonais e modelos de suavização exponencial, sendo o X13-ARIMA-SEATS de grande destaque. Este último método foi criado em julho de 2012 pelo U.S. Census Bureau, com o apoio do Banco de Espanha, e é a junção de outros dois programas de ajuste sazonal: X12-ARIMA (Findley et al, 1998) e TRAMO/SEATS (Gómez & Maravall, 1996). O método foi implementado no software estatístico gratuito R. No Brasil, dentre as instituições que utilizam o X13-ARIMA-SEATS em seus estudos, está a FGV-IBRE, reforçando a relevância do método.

2.2 MÉTODOS DE SELEÇÃO DE VARIÁVEIS EXPLICATIVAS

Para a identificação de fatores de influência na variação de passageiros no transporte coletivo – uma das abordagens aplicadas neste trabalho –, foram aplicadas técnicas de redução de dimensionalidade do conjunto de dados. O objetivo do método é encontrar, dado um conjunto de p variáveis, um subconjunto com k variáveis não correlacionadas entre si, $k < p$, maximizando a variação percebida no conjunto original. Neste trabalho, os métodos escolhidos foram a Análise de Componentes Principais (ACP) e *stepwise regression*. Ambos são explicados a seguir.

A ACP é uma técnica estatística multivariada. Segundo Hinton e Salakhutdinov (2006), consiste em determinar as direções de maior variação em um conjunto de dados de forma a obter, por meio de uma transformação ortogonal das p variáveis do conjunto e combinações lineares destas variáveis, um subconjunto de variáveis não correlacionadas – os componentes principais. A técnica confere duas vantagens principais:

- a) realizar uma seleção de variáveis ortogonais, por meio da análise da correlação das variáveis originais com os componentes principais
- b) aplicar RLM com os componentes principais para analisar um grande número de variáveis, sem precisar executar ajustes excessivos ao modelo.

Antes de apresentar a sequência de aplicação da ACP, convém definir o Teste de Esfericidade de Bartlett, que justifica a aplicação da técnica. O teste é bem-sucedido quando, considerando R a matriz de correlação entre as variáveis, a hipótese nula é rejeitada. Ou seja, as componentes principais não devem ser as próprias variáveis originais. Se isso acontecer, a matriz de correlações R seria igual à matriz identidade. A hipótese, portanto, é

$$\begin{cases} H_0: R = I \\ H_1: R \neq I \end{cases}$$

e a estatística do teste é

$$\chi^2 = - \left((n-1) - \frac{2p+5}{6} \right) \ln|R|$$

com $\nu = \frac{p(p-1)}{2}$ graus de liberdade.

Para a aplicação da ACP, toma-se por base a sequência a seguir:

1. Calcular a matriz R dos coeficientes de correlação;
2. Aplicar o Teste de Esfericidade de Bartlett, conforme definido acima;
3. Calcular os autovalores e autovetores da matriz R e obter os percentuais de explicação de cada componente principal;
4. Escolher k componentes principais, de acordo com um critério escolhido pelo pesquisador (os principais são o percentual de variância explicada, o critério Kaiser – número de autovalores maiores que 1 – e o gráfico *screenplot*);
5. Realizar a interpretação com base nos componentes principais selecionadas.

Outra técnica de seleção de variáveis é o *stepwise regression*, descrito por Chong e Jun (2005) como um procedimento padrão para seleção de variáveis que é baseado no procedimento de introdução sequencial dos preditores no modelo. Três métodos podem ser identificados:

- a) Seleção para frente: a cada etapa, uma nova variável independente é adicionada, de acordo com critérios de comparação para a escolha (como os testes t e F, por exemplo). O processo se encerra quando uma taxa de crescimento da acurácia do modelo não for mais atingida.
- b) Eliminação para trás: a cada etapa, uma variável do conjunto inicial é identificada – por meio de critérios de comparação de escolha – como dependente das demais e eliminada do conjunto final. As eliminações seguem até que não sejam mais identificadas variáveis dependentes e não haja mais melhorias significativas no modelo.
- c) Eliminação bidirecional: configura-se como um misto dos outros dois métodos. As variáveis são adicionadas como no método de seleção para frente, mas ao fim da etapa considera-se a eliminação de uma variável do conjunto, como se aplicada uma etapa regular do método de eliminação para trás.

O número de variáveis esperada no modelo final é determinada pelos níveis de significância assumidos no modelo, tanto para inclusão quanto para exclusão. Chong e Jun (2005) também afirmam que o resultado esperado pelos três métodos é semelhante.

3 APRESENTAÇÃO DOS DADOS DO PROBLEMA

Os valores reais de passageiros no transporte público de Curitiba vêm apresentando quedas desde 2013. A evidência deste fato é decorrente da comparação dos dados da variável PPE na Tabela 1, que apresenta os dados referentes ao período entre 2010 e 2017. Para cada Ano Tarifário, são apresentados nas duas primeiras colunas os totais anual e mensal – o total do AT1 representa apenas 3,7 meses, referentes ao período de novembro de 2010 a fevereiro de 2011, de acordo com a coleta dos dados. A queda no total de passageiros é destacada na terceira coluna, que apresenta a variação da média mensal referente ao ano anterior. As projeções realizadas pela URBS ao final do ano tarifário anterior estão na quinta coluna, enquanto a última mostra o erro destas projeções com relação aos dados observados ao fim do período.

TABELA 1 – DADOS DE PPE NO DECORRER DOS ANOS TARIFÁRIOS

Ano Tarifário	Total real de PPE por ano	Média de PPE Mensal Real	Variação da Média Mensal	Projeção de PPE Mensal URBS	Erro da projeção
AT1	74.867.973,35	20.234.587,39			
AT2	246.886.305,94	20.573.858,83	1,68%	20.844.383,00	1,31%
AT3	241.241.553,45	20.103.462,79	-2,29%	20.729.279,00	3,11%
AT4	239.162.580,77	19.930.215,06	-0,86%	19.998.673,00	0,34%
AT5	227.043.141,76	18.920.261,81	-5,07%	19.546.740,00	3,31%
AT6	211.782.430,71	17.648.535,89	-6,72%	18.824.884,00	6,67%
AT7	198.044.100,92	16.503.675,08	-6,49%	17.655.104,00	6,98%
AT8	180.413.251,86	15.034.437,66	-8,90%	16.174.214,08	7,58%

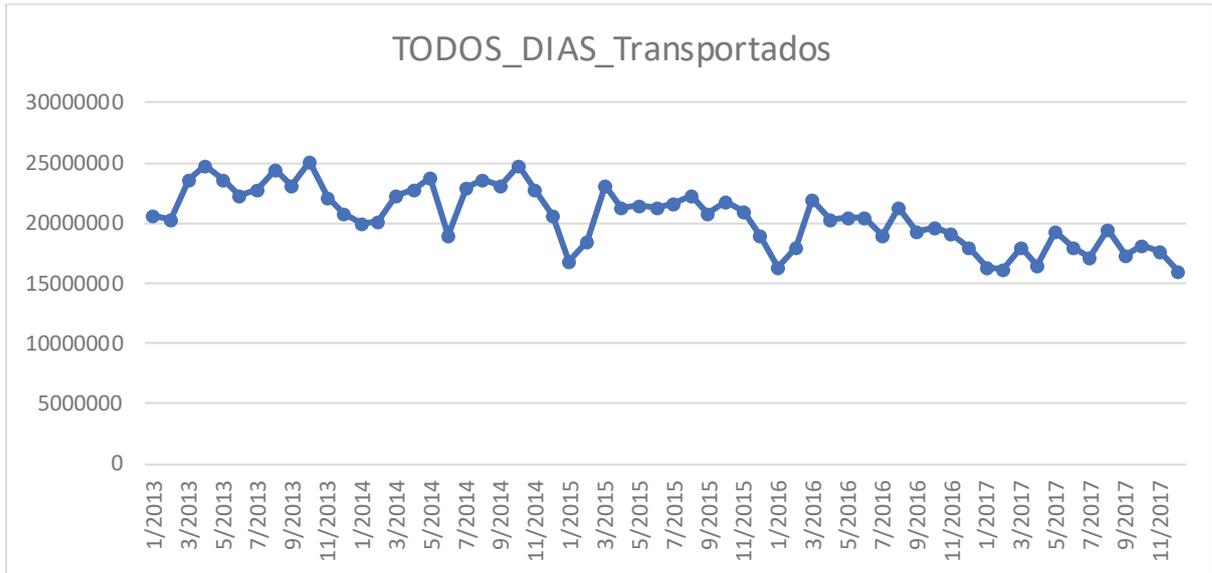
FONTE: Setransp (2018).

Nos dados da Tabela 1 percebe-se um crescimento do primeiro para o segundo Ano Tarifário estudados. É possível que exista uma influência sazonal que justifique o crescimento apontado entre o AT1 e o AT2, já que não estão disponíveis neste estudo os dados dos 12 meses do AT1. Outro ponto de destaque na Tabela 1 é o erro da projeção, sempre próximo à variação da média mensal. Coincide que a projeção mensal da URBS apresenta, em todos os casos estudados, valores muito próximos à média mensal do período anterior. Pode-se inferir deste cruzamento de informações que fatores importantes não estão sendo considerados no cálculo da projeção, simplesmente prevendo que o ano seguinte será similar ao anterior.

A visualização gráfica da série temporal formada pelos dados obtidos, apresentada no Gráfico 1, corrobora com as hipóteses iniciais. Nele, observa-se que

os dados referentes ao ano de 2013 ficam, em todos os meses, dentro da faixa entre 20 e 25 milhões de usuários. A tendência de queda é percebida ao se comparar com os meses de 2017, quando todos os valores ficam posicionados uma faixa abaixo, ou seja, entre 15 e 20 milhões.

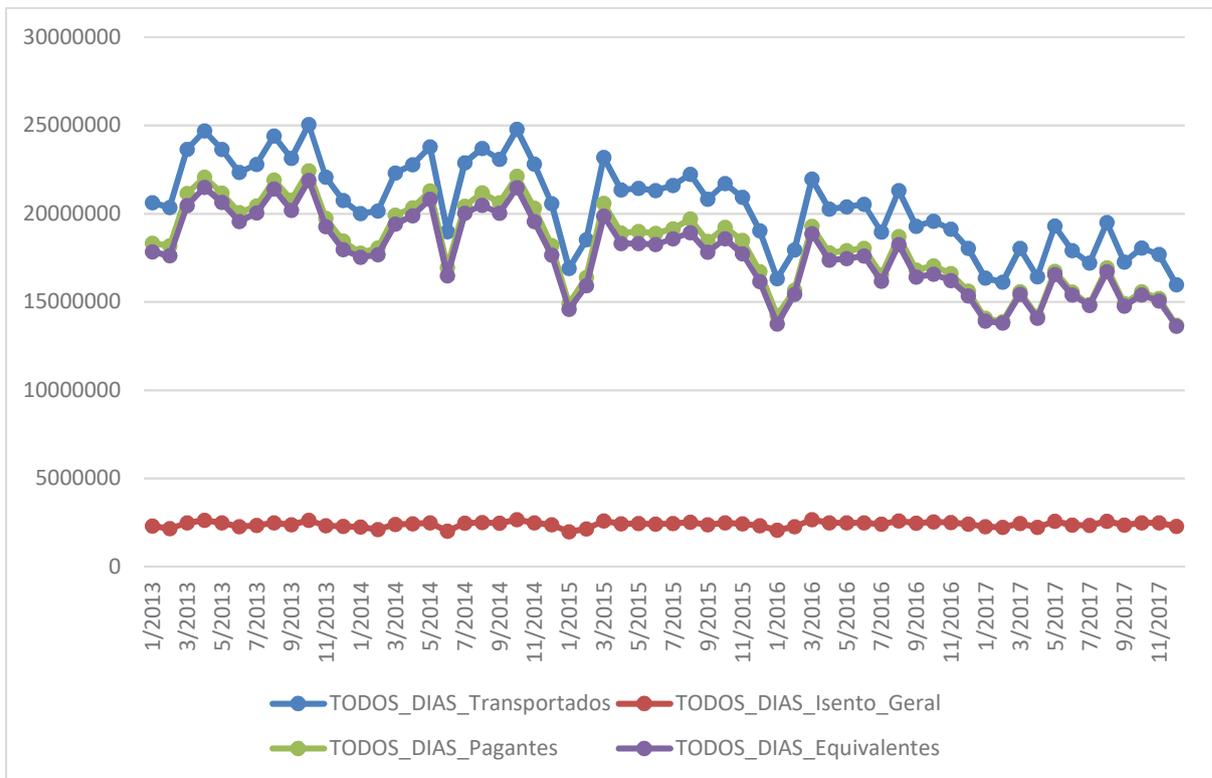
GRÁFICO 1 – PASSAGEIROS TRANSPORTADOS MENSALMENTE ENTRE 2013 E 2017



FONTE: O autor (2019).

A tendência de queda, porém, não é observada para todas as categorias de passageiros. No Gráfico 2 são apresentados os mesmos dados coletados, mas estratificados em função das categorias Isentos, Pagantes, Transportados e Equivalentes. A série de Pagantes, que representa a maior parte dos passageiros do sistema, acompanha a tendência dos Equivalentes. A categoria Transportados, por conta da influência da categoria Passageiros, tem o mesmo comportamento. O que chama a atenção é a categoria Isentos, que permanece praticamente estável em relação às demais. Desta relação, foi possível observar que a proporção entre isento e pagante subiu de 11,76% para 15,84%. Esta relação é relevante ao se considerar que, com a arrecadação oriunda dos Pagantes em queda, o custo do passageiro Isento para o sistema aumenta, o que pode ser entendido como mais um efeito colateral da queda de passageiros Pagantes.

GRÁFICO 2 – TOTAL MENSAL DE PASSAGEIROS TRANSPORTADOS, PAGANTES, EQUIVALENTES E ISENTOS ENTRE 2013 E 2017



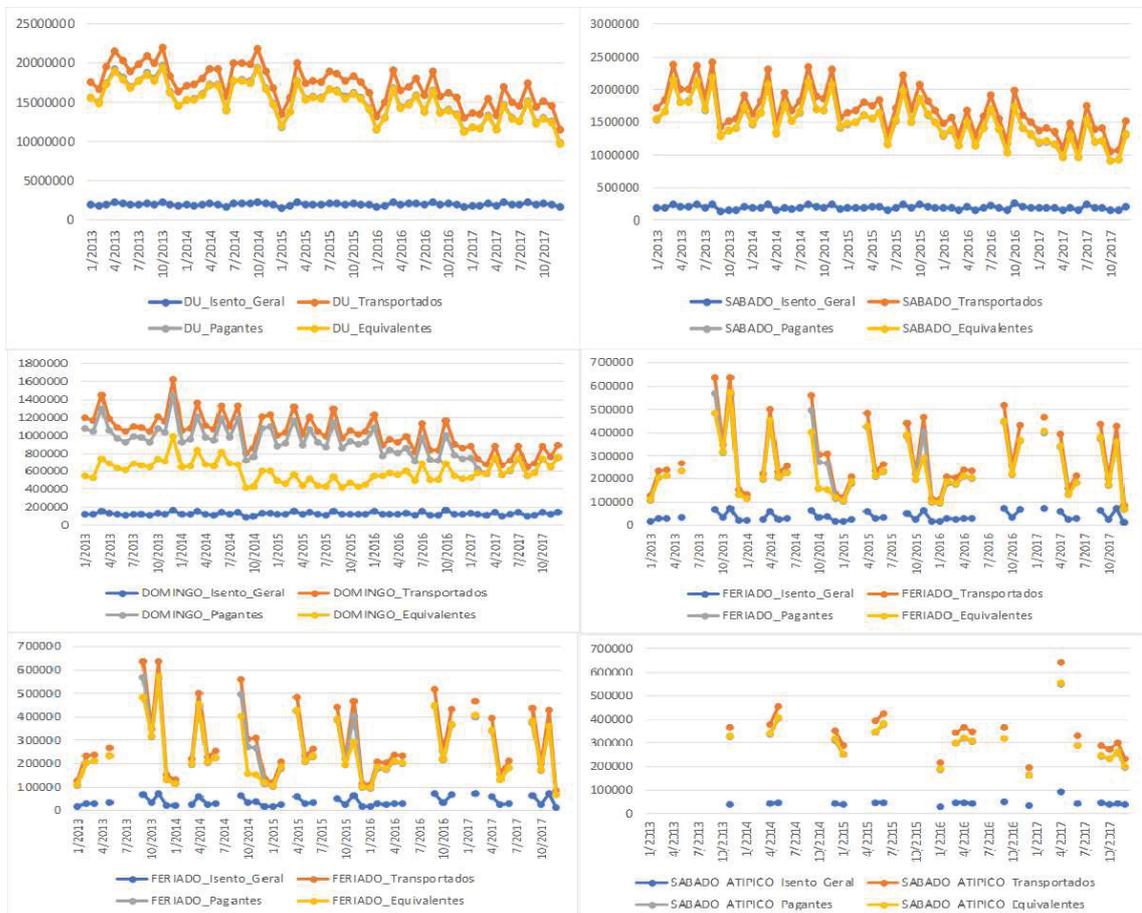
FONTE: O autor (2019).

É de conhecimento das empresas gestoras e operadoras do sistema que o tipo do dia em que o transporte é realizado é um fator de impacto na variação de passageiros. As séries temporais referentes especificamente a dias úteis, sábados, domingos e feriados têm comportamentos diferentes. No caso de dias próximos a feriados, conhecidos como pontes de feriado, foram classificadas as categorias Dias Úteis Atípicos e Sábados Atípicos. As séries referentes a cada um destes dias são apresentadas no Gráfico 3. A aplicação de métodos de previsão de séries temporais fica comprometida para feriados e pontes de feriado, pois a série temporal não é formada completamente devido aos meses onde não ocorreram feriados.

Ainda sobre o Gráfico 3, vale mencionar o fenômeno das séries temporais do domingo que, quando comparado ao que ocorre nos sábados e dias úteis, apresenta um comportamento um pouco diferente: as séries Pagantes e Transportados têm valores bem maiores que a série de PPE nos dados de 2013 a 2016. Em 2010, a Prefeitura de Curitiba reduziu o valor da tarifa do transporte no domingo, dos então R\$1,50 para R\$1,00, para incentivar o uso do transporte público

neste dia. Desde então, preços com proporções semelhantes foram aplicados até 2017, quando a tarifa de domingo custava R\$2,50, frente aos R\$3,70 dos demais dias. Por conta disso, eram necessários mais passageiros Pagantes para compor o total de Equivalentes no domingo. Até o cancelamento da medida pela Prefeitura, em 2017, a tarifa especial não mostrou impacto positivo no cálculo de passageiros Equivalentes.

GRÁFICO 3 – SÉRIE MENSAL DE PASSAGEIROS TRANSPORTADOS, PAGANTES, EQUIVALENTES E ISENTOS ENTRE 2013 E 2017 EM A) DIAS ÚTEIS B) SÁBADOS C) DOMINGOS D) FERIADOS E) DIAS ÚTEIS ATÍPICOS E F) SÁBADOS ATÍPICOS



FONTE: O autor (2019).

4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

Nesta pesquisa, a variação do total de passageiros no transporte público foi analisada por três abordagens. A primeira foi a projeção dos valores referentes ao total de passageiros no transporte público, cujo objetivo foi minimizar o erro entre a estimativa e os dados observados. A segunda abordagem foi a identificação das variáveis explicativas do modelo, ou seja, classificar os fatores estudados entre aqueles que exercem maior ou menor influência ao sistema. A terceira abordagem teve o objetivo de comparar os resultados teóricos com as impressões dos passageiros foi realizada por meio de uma pesquisa Survey com habitantes de Curitiba, usuários ou não do sistema, caracterizando a terceira abordagem da pesquisa. Analisados em conjunto, os resultados podem permitir às empresas que antecipem decisões de negócio com mais segurança, além de levantar hipóteses sobre fatores que influenciam no sistema. Cada uma das etapas mencionadas é detalhada neste capítulo.

Desde o início das análises são esperadas distorções nos resultados devidas a dois eventos previamente conhecidos. Esperam-se erros maiores nas previsões do mês de junho de 2014 por conta da Copa do Mundo FIFA 2014, evento do qual Curitiba foi uma das cidades-sede. Por conta do evento, há uma queda brusca no total de passageiros no referido mês, e o ajuste aplicado aos dados sofre um pico neste mês. Também se observa impacto na oscilação do volume de passageiros, tanto nos testes quanto no ajuste do modelo preditivo, no mês de abril de 2017, período em que houve uma greve de motoristas e cobradores em Curitiba. Ambos são interpretados como outliers da série temporal, de forma que ajustes maiores são esperados.

4.1 PROJEÇÃO DO TOTAL DE PASSAGEIROS NO SISTEMA

A projeção do total de passageiros foi realizada para cada uma das categorias de passageiros conhecida. Ainda que a variável de interesse para a projeção do total de passageiros seja o PPE, a projeção para todas as confere maior robustez nas duas etapas de aplicação dos modelos, que são as seguintes:

a) Validação das metodologias: para cada categoria de passageiros, foram estimados os valores de 2016 a partir dos dados de janeiro de 2013 a

dezembro de 2015, e em seguida a projeção da série para 2017 baseada no histórico de janeiro de 2013 a dezembro de 2016. Em ambos os casos, os percentuais de erro são calculados com base na diferença entre os valores estimados e observados. Os resultados destas validações encontram-se no Apêndice I;

b) Projeção para o ano tarifário seguinte: com base nos dados do período de janeiro de 2013 a dezembro de 2017, foram estimados os valores dos 14 meses seguintes. Desta forma, tem-se a projeção para o ano de 2018 e também para o Ano Tarifário correspondente ao período de março de 2018 a fevereiro de 2019. A validação da projeção foi feita a partir dos dados disponíveis até a data de submissão deste documento, que findam em novembro de 2018.

Para estimar o total de passageiros em cada mês, foi preciso considerar a demanda dia a dia. Sendo assim, cada tipo de dia precisou ser considerado. Como visto no Capítulo 3, as séries temporais para dias úteis, sábados e domingo foram utilizadas sem maiores problemas, visto que todos os meses contam com tais tipos de dias. Para feriados, dias úteis atípicos e sábados atípicos, que não ocorrem em todos os meses do ano, foi utilizada a informação sazonal mensal. Assim, a média do mês de janeiro foi utilizada na previsão de janeiro do ano seguinte, e assim sucessivamente. Quando uma média não estava disponível no ano anterior, utilizou-se a média anual como referência.

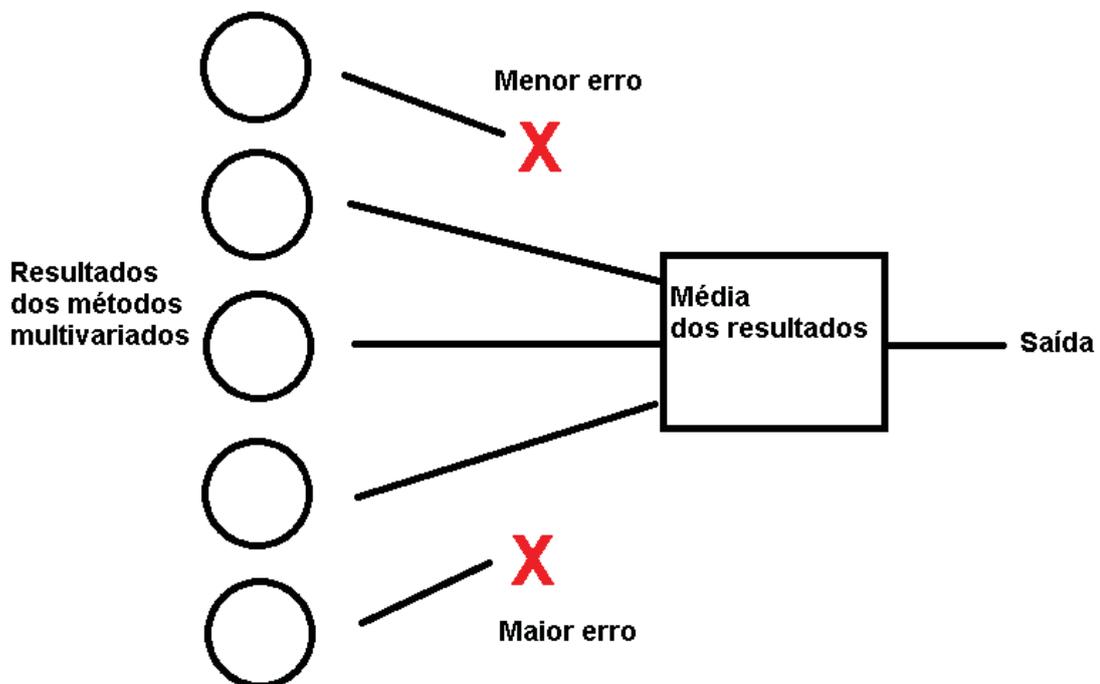
Foram aplicados cinco métodos de previsão para a obtenção dos valores projetados: Regressão Linear Simples (RLS), Regressão Linear Simples com Sazonalidade (nas tabelas, representada por RLS Saz), Redes Neurais de Bases Radiais (RBF), Redes Neurais de Bases Radiais com Tendência (identificada como RBF Tend nas tabelas) e ARIMA. O método ARIMA foi aplicado com os parâmetros p e q variando no intervalo entre 0 e 3, enquanto o parâmetro d variou 0 e 2.

Para se definir a configuração da RBF, foram realizados testes computacionais nas séries temporais identificadas por categoria de passageiro. Os parâmetros alterados sistematicamente foram: a dimensão do padrão de entrada nas RBF; a quantidade de padrões no grupo de treinamento e de teste; o fator de dimensão dos campos receptivos e os algoritmos de agrupamento para definição dos centróides (neurônios da camada escondida), além da definição da quantidade de centróides.

Os dados de entrada foram utilizados na forma bruta e também após passarem por 2 tipos de pré-tratamento: remoção de *outliers* e suavização. Os padrões de entrada foram concentrados em conjuntos de 3, 4 ou 5 ocorrências. Para treinamento e teste da rede, novamente 3 padrões diferentes foram escolhidos, sendo eles uma amostra de 30%, 20% e 8% dos dados originais. Por fim, a função de ativação Gaussiana utilizou 3 fatores diferentes na sua aplicação. Com isso, obteve-se 81 configurações para cada centroide da RBF, sendo que o número de centroides variou de acordo com cada conjunto de teste.

Dada a diversidade dos métodos existentes e mesmo dos cinco escolhidos para esta pesquisa, vantagens e desvantagens de cada um podem ser observadas. Neste trabalho, é proposto um Método Conjugado, que consiste em agrupar os resultados dos outros cinco métodos univariados, descartar aqueles com maior e menor erro e encontrar um valor médio dos outros três resultados, desde que diferentes de zero. Este valor é utilizado tanto para o ajuste da série quanto para os valores da previsão. A Figura 10 mostra um modelo esquemático do método.

FIGURA 9 - MODELO ESQUEMÁTICO DO MÉTODO CONJUGADO



FONTE: O autor (2019).

As projeções encontradas para as categorias Transportados, Isentos e Pagantes se encontram nas Tabelas 2, 3 e 4, respectivamente. Os dados são referentes à previsão apontada por cada um dos seis métodos aplicados aos dados. Cada linha da tabela faz referência ao total observado no período, sejam eles meses ou anos. A linha identificada como “Total AT9” indica o total referente ao Ano Tarifário, isto é, o período entre março de 2018 e fevereiro de 2019, enquanto a linha “Média Mês AT9” apresenta a média mensal deste mesmo período.

TABELA 2 – PREVISÃO DE PASSAGEIROS TRANSPORTADOS PARA 2018/2019

Projeção	RLS	RLS Sz	RBF	RBF Tend	ARIMA	Conjugado
2018	201.111.017	200.995.623	210.943.640	200.972.615	200.449.083	202.754.412
Janeiro	17.670.001	14.815.371	18.109.904	17.617.042	16.513.166	17.617.042
Fevereiro	15.863.674	15.178.901	16.385.186	15.880.387	15.285.053	15.863.674
Março	17.456.705	17.906.293	18.492.537	17.856.051	17.187.819	17.856.051
Abril	16.790.378	17.215.688	17.892.835	17.212.087	16.762.212	17.212.087
Maio	17.243.409	17.778.224	17.713.011	16.974.549	17.350.348	17.350.348
Junho	16.583.963	16.567.347	16.986.390	16.216.020	16.749.459	16.583.963
Julho	17.030.113	16.861.522	17.507.094	16.648.694	17.221.639	17.030.113
Agosto	16.923.466	18.136.844	17.679.993	16.747.754	17.113.932	17.113.932
Setembro	16.274.340	16.843.712	17.273.535	16.298.563	16.451.303	16.451.303
Outubro	16.710.170	17.705.689	17.887.471	16.811.082	16.887.806	16.887.806
Novembro	16.067.924	16.673.978	17.267.330	16.163.499	16.241.206	16.241.206
Dezembro	16.496.874	15.312.054	17.748.354	16.546.887	16.685.140	16.546.887
2019	31.097.974	27.815.218	33.689.025	31.220.039	31.507.102	31.220.039
Janeiro	16.390.226	13.742.346	17.697.021	16.432.015	16.594.803	16.432.015
Fevereiro	14.707.748	14.072.872	15.992.004	14.788.024	14.912.299	14.788.024
Total AT9	198.675.316	198.816.569	210.137.575	198.695.225	200.157.966	200.493.735
Média Mês AT9	16.556.276	16.568.047	17.511.465	16.557.935	16.679.831	16.707.811

FONTE: O autor (2019).

TABELA 3 – PREVISÃO DE PASSAGEIROS ISENTOS PARA 2018/2019

Projeção	RLS	RLS Sz	RBF	RBF Tend	ARIMA	Conjugado
2018	29.181.166	29.181.574	28.831.996	29.196.214	28.416.398	28.950.979
Janeiro	2.473.923	2.204.083	2.263.618	2.305.737	2.328.359	2.305.737
Fevereiro	2.235.243	2.194.276	2.257.652	2.297.206	2.187.474	2.235.243
Março	2.475.543	2.553.429	2.523.541	2.565.020	2.421.747	2.523.541
Abril	2.396.471	2.475.808	2.396.530	2.433.331	2.343.530	2.396.530
Maio	2.477.164	2.526.903	2.437.062	2.471.859	2.421.548	2.471.859
Junho	2.398.040	2.339.196	2.355.476	2.386.578	2.343.337	2.355.476
Julho	2.478.784	2.437.844	2.456.745	2.486.550	2.421.349	2.456.745
Agosto	2.479.595	2.572.189	2.470.258	2.497.587	2.421.249	2.479.595
Setembro	2.400.392	2.436.536	2.385.886	2.409.739	2.343.048	2.400.392
Outubro	2.481.215	2.594.035	2.455.783	2.477.725	2.421.050	2.477.725
Novembro	2.401.960	2.479.423	2.373.433	2.392.124	2.342.856	2.392.124
Dezembro	2.482.836	2.367.852	2.456.012	2.472.758	2.420.851	2.456.012
2019	4.727.671	4.415.644	4.681.739	4.706.390	4.607.148	4.681.739
Janeiro	2.483.646	2.212.746	2.459.786	2.473.964	2.420.752	2.459.786
Fevereiro	2.244.025	2.202.898	2.221.953	2.232.426	2.186.396	2.221.953
Total AT9	29.199.671	29.198.859	28.992.465	29.299.661	28.507.713	29.091.738
Média Mês AT9	2.433.306	2.433.238	2.416.039	2.441.638	2.375.643	2.424.312

FONTE: O autor (2019).

TABELA 4 – PREVISÃO DE PASSAGEIROS PAGANTES PARA 2018/2019

Projeção	RLS	RLS Szaz	RBF	RBF Tend	ARIMA	Conjugado
2018	171.929.850	171.801.832	182.216.538	171.826.518	171.881.769	173.674.523
Janeiro	15.196.078	12.639.325	15.689.050	15.188.327	14.177.898	15.188.327
Fevereiro	13.628.431	12.993.484	14.232.146	13.713.934	13.128.824	13.628.431
Março	14.981.162	15.355.488	15.808.921	15.161.872	14.757.424	15.161.872
Abril	14.393.907	14.744.051	15.270.675	14.576.325	14.384.432	14.576.325
Maio	14.766.245	15.245.920	15.876.085	15.081.772	14.883.116	15.081.772
Junho	14.185.923	14.216.694	14.466.414	13.676.301	14.364.058	14.216.694
Julho	14.551.329	14.417.899	15.059.592	14.167.690	14.766.479	14.551.329
Agosto	14.443.871	15.546.341	15.174.434	14.205.464	14.671.410	14.671.410
Setembro	13.873.948	14.394.282	14.816.417	13.801.358	14.099.409	14.099.409
Outubro	14.228.954	15.101.712	15.397.387	14.270.515	14.467.445	14.467.445
Novembro	13.665.964	14.189.034	15.027.491	13.857.057	13.905.606	13.905.606
Dezembro	14.014.038	12.957.602	15.397.926	14.125.903	14.275.668	14.125.903
2019	26.370.303	23.449.825	29.072.538	26.467.128	26.924.366	26.467.128
Janeiro	13.906.580	11.566.786	15.301.962	13.965.221	14.186.942	13.965.221
Fevereiro	12.463.723	11.883.039	13.770.576	12.501.907	12.737.424	12.501.907
Total AT9	169.475.644	169.618.848	181.367.880	169.391.385	171.499.413	171.324.893
Média Mês AT9	14.122.970	14.134.904	15.113.990	14.115.949	14.291.618	14.277.074

FONTE: O autor (2019).

TABELA 5 – PREVISÃO DE PASSAGEIROS EQUIVALENTES PARA 2018/2019

Projeção	REAL	RLS	RLS Szaz	RBF	RBF Tend	ARIMA	Conjugado
2018 total		169.703.872	169.597.359	182.323.477	169.562.928	165.620.076	170.563.133
2018 (parc.)	163.946.701	85.921.918	84.126.492	91.260.457	85.903.825	82.905.866	86.523.406
Janeiro	13.097.889	14.967.510	12.495.207	15.759.309	14.977.788	13.954.289	14.967.510
Fevereiro	12.960.374	13.428.440	12.865.605	14.335.092	13.571.932	12.856.760	13.428.440
Março	15.903.987	14.766.894	15.130.967	15.897.813	14.993.157	14.304.012	14.993.157
Abril	15.456.096	14.193.470	14.568.695	15.574.603	14.630.894	13.828.439	14.568.695
Maio	15.663.254	14.566.278	15.043.637	15.168.531	14.193.152	14.240.907	14.566.278
Junho	14.884.769	13.999.326	14.022.381	14.525.109	13.536.902	13.721.459	13.999.326
Julho	14.698.670	14.365.662	14.300.989	15.123.197	14.037.536	14.111.323	14.300.989
Agosto	16.450.440	14.265.355	15.304.533	15.266.098	14.112.541	14.041.618	14.265.355
Setembro	14.486.320	13.708.110	14.192.323	14.996.946	13.806.774	13.520.356	13.806.774
Outubro	15.702.371	14.064.739	14.895.389	15.495.345	14.206.425	13.900.099	14.206.425
Novembro	14.592.531	13.513.965	13.960.639	14.892.022	13.596.061	13.382.925	13.596.061
Dezembro		13.864.123	12.816.994	15.289.412	13.899.766	13.757.889	13.864.123
2019	0	26.105.047	23.314.303	29.020.007	26.215.595	25.984.663	26.105.047
Janeiro		13.763.815	11.490.337	15.228.061	13.784.775	13.686.732	13.763.815
Fevereiro		12.341.232	11.823.966	13.791.946	12.430.820	12.297.931	12.341.232
Total AT9		167.412.969	167.550.850	181.249.083	167.228.803	164.793.690	168.272.230
Média Mês AT9		13.951.081	13.962.571	15.104.090	13.935.734	13.732.808	14.022.686
Total AT9 (parcial)	137.838.438	57.525.968	58.765.680	61.166.056	57.354.105	56.094.817	58.127.456
Média Mês AT9 (parc.)	15.315.382	14.381.492	14.691.420	15.291.514	14.338.526	14.023.704	14.531.864

FONTE: O autor (2019).

Os resultados da projeção para PPE se encontram na Tabela 5. Nela, é acrescentada a coluna “Real”, com os dados reais observados desta variável durante o ano de 2018. Por consequência, os totais parciais de 2018 e do Ano Tarifário – neste caso, a soma dos meses e a média mensal – também são acrescentados. Nos meses que compõem o total parcial, isto é, nos quais o total observado está disponível, é possível identificar as margens de erro dos valores estimados. Os valores calculados para tais erros são apresentados na Tabela 6, na

qual o conteúdo da coluna “Real” se refere à diferença verificada em cada mês em relação ao mesmo mês do ano anterior.

TABELA 6 – ERRO DA PREVISÃO DE PASSAGEIROS EQUIVALENTES PARA 2018/2019

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBF Tend	ARIMA	Conjugado
2018 (6m)	-1,36%	-2,36%	-4,40%	3,70%	-2,38%	-5,79%	-1,68%
Janeiro	-5,89%	14,27%	-4,60%	20,32%	14,35%	6,54%	14,27%
Fevereiro	-6,18%	3,61%	-0,73%	10,61%	4,72%	-0,80%	3,61%
Março	2,97%	-7,15%	-4,86%	-0,04%	-5,73%	-10,06%	-5,73%
Abril	9,79%	-8,17%	-5,74%	0,77%	-5,34%	-10,53%	-5,74%
Mai	-5,38%	-7,00%	-3,96%	-3,16%	-9,39%	-9,08%	-7,00%
Junho	-3,39%	-5,95%	-5,79%	-2,42%	-9,06%	-7,82%	-5,95%
Julho	-0,75%	-2,27%	-2,71%	2,89%	-4,50%	-4,00%	-2,71%
Agosto	-1,65%	-13,28%	-6,97%	-7,20%	-14,21%	-14,64%	-13,28%
Setembro	-1,91%	-5,37%	-2,03%	3,52%	-4,69%	-6,67%	-4,69%
Outubro	1,89%	-10,43%	-5,14%	-1,32%	-9,53%	-11,48%	-9,53%
Novembro	-3,08%	-7,39%	-4,33%	2,05%	-6,83%	-8,29%	-6,83%
Dezembro							
2019							
Janeiro							
Fevereiro							
Total AT9 (parc)		-7,54%	-4,66%	-0,65%	-7,78%	-9,28%	-6,92%

FONTE: O autor (2019).

A Tabela 7 apresenta um resumo dos erros anuais encontrados nos treinamentos (cujos resultados se encontram no Apêndice I) e das projeções com os dados disponíveis até o momento. Percebe-se o bom desempenho no Ano Tarifário em estudo da Rede Neural com Bases Radiais, seguido da Regressão Linear Simples com Sazonalidade. Para o ano de 2018, os resultados mais consistentes são dados pela Regressão Linear Simples, Redes Neurais com Tendência e o Método Conjugado, proposto neste trabalho. O método ARIMA, apesar do maior erro médio nos anos em estudo, teve o melhor desempenho para a categoria Pagantes.

Ao analisar os resultados obtidos no processo de projeção de valores para 2018, confirma-se a tendência de queda dos anos anteriores, mas nota-se um destoante crescimento da demanda nos meses de março e abril de 2018, em relação aos mesmos meses de 2017. Este resultado era esperado por conta da greve ocorrida em 2017, que exerce influência nesta comparação. Para fins de clareza, foi realizada uma análise paralela, considerando a proporção de dias de pleno funcionamento do sistema nos meses de greve e o histórico dos anos tarifários. Estima-se que o mês de março registrou, na verdade, uma queda de 11,55% de passageiros Equivalentes, enquanto a queda de abril foi de 4,78%.

TABELA 7 – RESUMO DOS ERROS DAS METODOLOGIAS PARA CADA TIPO DE PASSAGEIRO

Categoria	Transportados					
Erros (MAPE)	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	4,50%	4,47%	10,93%	4,47%	12,41%	7,54%
2017	6,89%	6,85%	14,05%	6,88%	6,18%	7,53%
Média (16-17)	5,69%	5,66%	12,49%	5,68%	9,30%	7,54%
Categoria	Isentos					
Erros (MAPE)	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	-1,40%	-1,40%	-3,26%	-1,41%	-1,86%	-1,93%
2017	2,88%	2,88%	-0,47%	2,88%	0,59%	1,70%
Média (16-17)	0,74%	0,74%	-1,87%	0,74%	-0,64%	-0,11%
Categoria	Pagantes					
Erros (MAPE)	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	5,35%	5,31%	14,43%	5,34%	1,41%	5,22%
2017	7,53%	7,48%	14,29%	7,52%	6,58%	8,09%
Média (16-17)	6,44%	6,39%	14,36%	6,43%	4,00%	6,66%
Categoria	Equivalentes					
Erros (MAPE)	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	3,95%	3,91%	10,20%	3,95%	14,00%	6,68%
2017	5,42%	5,38%	13,65%	5,41%	4,35%	5,52%
Média (16-17)	4,68%	4,64%	11,92%	4,68%	9,18%	6,10%
2018 (6m)	-2,36%	-4,40%	3,70%	-2,38%	-5,79%	-1,68%
AT9 (4m)	-7,13%	-5,13%	-1,25%	-7,41%	-9,44%	-6,16%

FONTE: O autor (2019).

Com este dado e a variação percebida na Tabela 7, há uma queda próxima a 5% em todo o primeiro semestre de 2018, voltando à casa de 1% a partir de julho. Comportamento semelhante é percebido nos resultados da validação de PPE para o segundo semestre de 2017. Conforme a última tabela do Apêndice I, os métodos tiveram, em geral, erros maiores para março e abril (meses que coincidem com a greve de motoristas e cobradores) e atingiram seus menores valores de erro em maio e junho. A partir de julho, porém, o erro sobe cerca de 5 pontos percentuais em todas as metodologias.

Ao pesquisar uma possível explicação deste fenômeno, foi verificada a regulamentação do transporte por compartilhamento de veículos privados em Curitiba na data de 18/07/2017. A entrada deste modelo de transporte era desconhecida dos modelos de previsão, e o impacto em todos os métodos evidencia a uma concorrência entre este modelo de transporte e o ônibus. Com uma nova forma de locomoção disponível para a população, foi verificado estatisticamente, pela análise de séries temporais, que houve, no segundo semestre de 2017, uma redução de 4,85% no número de passageiros. A evidência fica ainda mais consolidada ao notar que o erro a partir de julho de 2018 volta à casa de 1% em

todos os métodos. A tendência de todas as metodologias em subestimar os meses de março a julho, e superestimar os demais meses de 2018, pode ser explicada também por conta desta concorrência.

4.2 IDENTIFICAÇÃO DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS

O sistema público de transporte de uma cidade não pode ser entendido como um processo isolado. Vários fatores interferem no seu funcionamento, sejam eles sociais, econômicos, tecnológicos, ambientais, ou com outras características. Por conta disso, a informação da estimativa não é suficiente para analisar todo o fenômeno da variação de passageiros no transporte coletivo. A segunda abordagem desta pesquisa consiste em identificar um grupo de fatores que influenciam na variação de passageiros. Para isso, buscou-se identificar quais fenômenos tendem a aumentar ou diminuir a frequência de uso do sistema por parte dos habitantes da cidade por meio de técnicas estatísticas multivariadas.

Para compreender este cenário, foram levantadas 78 variáveis independentes, candidatas à explicação do modelo. Foram listadas tanto variáveis internas ao sistema (tamanho da frota, quebra de ônibus, por exemplo) quanto variáveis externas, principalmente econômicas (IPCA, desemprego no Brasil, entre outras). As variáveis estão descritas a Tabela 8 com nome, período de abrangência, frequência de observação, fonte de coleta e tratamento, quando necessário transformar a frequência em mensal.

TABELA 8 – VARIÁVEIS INDEPENDENTES RELACIONADAS AO TRANSPORTE PÚBLICO DE CURITIBA

(continua)

Variável	Período	Frequência	Tratamento	Fonte
Valor da passagem RIT	2013-2017	mensal	Nenhum	URBS
Valor da passagem Circular Centro	2013-2017	mensal	Nenhum	URBS
Valor da passagem Domingueira	2013-2017	mensal	Nenhum	URBS
Valor da passagem Linha Turismo	2013-2017	mensal	Nenhum	URBS
Quebras de ônibus	2015-2016	anual	Interpolação geométrica	URBS
Tempo de espera	2017	anual	Considerado constante	Proteste
Velocidade média	2014-2015	anual	Considerado constante	URBS
Preço do Diesel	2013-2017	mensal	Nenhum	ANP
Preço do Diesel S10	2013-2017	mensal	Nenhum	ANP
Automóveis em Curitiba	2013-2017	mensal	Nenhum	Detran
Motocicletas em Curitiba	2013-2017	mensal	Nenhum	Detran
Utilitários em Curitiba	2013-2017	mensal	Nenhum	Detran
Ônibus em Curitiba	2013-2017	mensal	Nenhum	Detran
Táxis em Curitiba	2013-2017	mensal	Nenhum	URBS
Desemprego no Brasil	2013-2017	trimestral	Interpolação geométrica	IBGE
PIB per capita Curitiba	2013-2015	anual	Considerado constante	IPARDES
Matrículas na rede estadual	2013-2015	anual	Considerado constante	SINEPE
Matrículas na rede municipal	2013-2015	anual	Considerado constante	SINEPE
Matrículas na rede federal	2013-2015	anual	Considerado constante	SINEPE
Matrículas na rede privada	2013-2015	anual	Considerado constante	SINEPE
Passageiros idosos	2017	mensal	Nenhum	SETRASNP
Passageiros acompanhantes	2017	mensal	Nenhum	SETRASNP

				(conclusão)
Passageiros oficiais de justiça	2017	mensal	Nenhum	SETRASNP
Passageiros fiscais	2017	mensal	Nenhum	SETRASNP
Passageiros operadores do sistema	2017	mensal	Nenhum	SETRASNP
Passageiros carteiros	2017	mensal	Nenhum	SETRASNP
Passageiros policiais e guardas municipais	2017	mensal	Nenhum	SETRASNP
Passageiros estudantes	2017	mensal	Nenhum	SETRASNP
Greve	2013-2017	mensal	Nenhum	SETRASNP
Tamanho da população	2013-2017	anual	Interpolação geométrica	IBGE
Admissões em Curitiba	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Demissões em Curitiba	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Variação de emprego em Curitiba	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Admissões na microrregião	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Demissões na microrregião	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Variação de emprego na microrregião	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Admissões no Paraná	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Demissões no Paraná	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Variação de emprego no Paraná	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Admissões no Brasil	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Demissões no Brasil	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Variação de emprego no Brasil	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Admissões em Curitiba com ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Demissões em Curitiba com ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Variação emprego CTBA, ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Admissões na microrregião, ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Demissões na microrregião, ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Variação de emprego micr., ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Admissões no Paraná com ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Demissões no Paraná com ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Variação de emprego PR, ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Admissões no Brasil com ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Demissões no Brasil com ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
Variação de emprego BR, ajuste sazonal	2013-2017	mensal	Nenhum	PDET
INPC	2013-2017	mensal	Nenhum	IPARDES
INPC mês	2013-2017	mensal	Nenhum	IPARDES
INPC 12 meses	2013-2017	mensal	Nenhum	IPARDES
IPC Curitiba	2013-2017	mensal	Nenhum	IPARDES
IPCA mês	2013-2017	mensal	Nenhum	IPARDES
IPCA	2013-2017	mensal	Nenhum	IPARDES
IPCA ano	2013-2017	mensal	Nenhum	IPARDES
IPCA 12 meses	2013-2017	mensal	Nenhum	IPARDES
Ônibus tipo Micro	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Micro Especial	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Comum	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Comum EE	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Semi Padron	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Padron	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Padron LD	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Padron DD	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Híbrido	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Híbrido Bio	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Articulado 18 m	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Articulado LD	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Articulado 20m	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Articulado Bio 20m	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Biarticulado	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP
Ônibus tipo Biarticulado Bio	2013-2017	anual	Considerado constante	SETRASNP

FONTE: O autor (2019).

O objetivo desta análise foi definido como identificar um subconjunto dessas variáveis, suficiente para simplificar o modelo sem perder qualidade na sua

aderência aos dados. A primeira tentativa de selecionar um subconjunto de variáveis explicativas aconteceu utilizando Análise de Componentes Principais (ACP). Nesta aplicação, embora a primeira componente principal conseguisse representar elevada parcela da variabilidade no conjunto selecionado, os coeficientes ficavam com valores muito próximos entre eles, impossibilitando distinguir as variáveis e o seu consequente descarte.

Em via disso, foi necessária a aplicação de outra técnica. Para isso, foi aplicada uma técnica de seleção de variáveis eliminando as multicolinearidades, o *stepwise regression*, (Liao *et al.* (2007); Derksen e Keselman (1992); Bendel e Afifi (1977)): As variáveis foram, iterativamente, descartadas quando identificadas como bem explicadas por combinação linear das demais. Ao fim deste processo, foi identificado um subconjunto de variáveis, a saber:

- a) PIB per capita Curitiba;
- b) Matrículas na Rede Estadual;
- c) Admissões em Curitiba com ajuste sazonal;
- d) Demissões em Curitiba com ajuste sazonal;
- e) INPC 12 meses;
- f) IPC Curitiba;
- g) IPCA mês;
- h) Automóveis e motocicletas em Curitiba.

Para conhecer a influência de cada variável no modelo, pode ser utilizada uma métrica numérica de correlação. Na literatura, encontra-se com frequência a utilização do coeficiente de correlação linear de Pearson entre as variáveis independentes. Esta relação é apresentada na Tabela 9. Percebe-se forte correlação positiva entre as variáveis Matrículas na Rede Estadual, Admissões em Curitiba e Demissões em Curitiba para as categorias Transportados, Pagantes e Equivalentes.

Em seguida, foi necessário validar o resultado, isto é, confirmar que as oito variáveis são suficientes para explicar a variação da série temporal. Para isto, o modelo foi ajustado em função das variáveis selecionadas e, então, estimado para valores conhecidos, utilizando Regressão Linear Múltipla. Este processo foi

realizado para os dados entre 2013 e 2015 com estimativas para 2016, e também no período entre 2013 e 2016 para prever os valores de 2017.

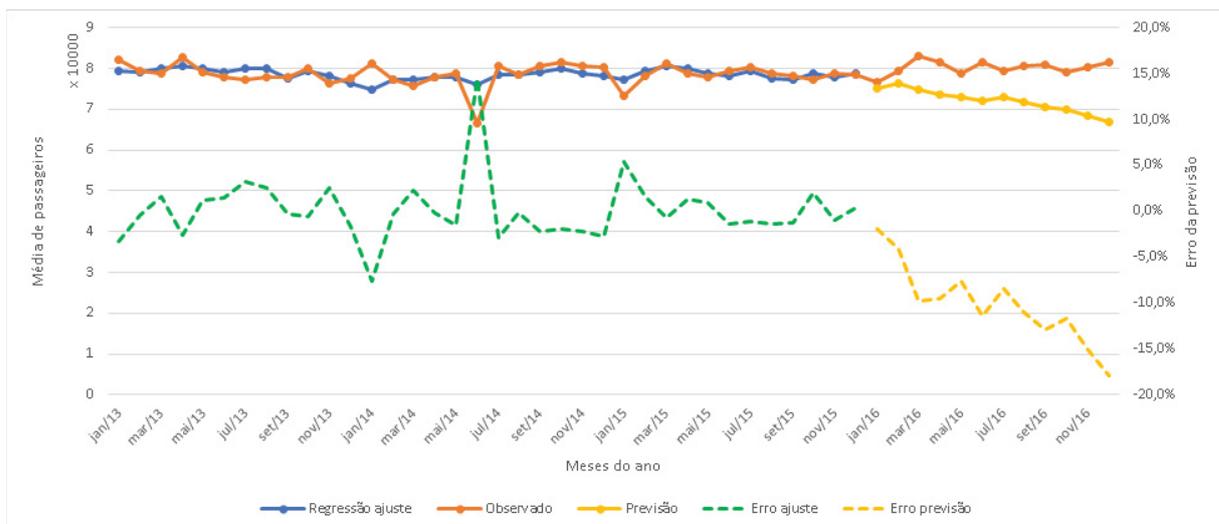
TABELA 9 – COEFICIENTES DE CORRELAÇÃO LINEAR DE PEARSON ENTRE AS VARIÁVEIS INDEPENDENTES E AS CATEGORIAS DE PASSAGEIROS

Variável	Isentos	Transportados	Pagantes	Equivalentes
PIB Per Capita Curitiba	-0,0697	-0,6169	-0,6348	-0,6568
Matrículas Rede Estadual	-0,0689	0,8880	0,9330	0,9154
Admissões Curitiba	-0,0454	0,7987	0,8202	0,8363
Demissões Curitiba	-0,0547	0,8846	0,9013	0,9103
INPC 12 meses	0,1607	0,3040	0,3028	0,2462
IPC Curitiba	0,0669	0,2052	0,2336	0,1766
IPCA Mês	-0,0822	0,2722	0,3300	0,2540
Automóveis e motos Curitiba	0,0380	-0,5143	-0,5462	-0,5765

FONTE: O autor (2019).

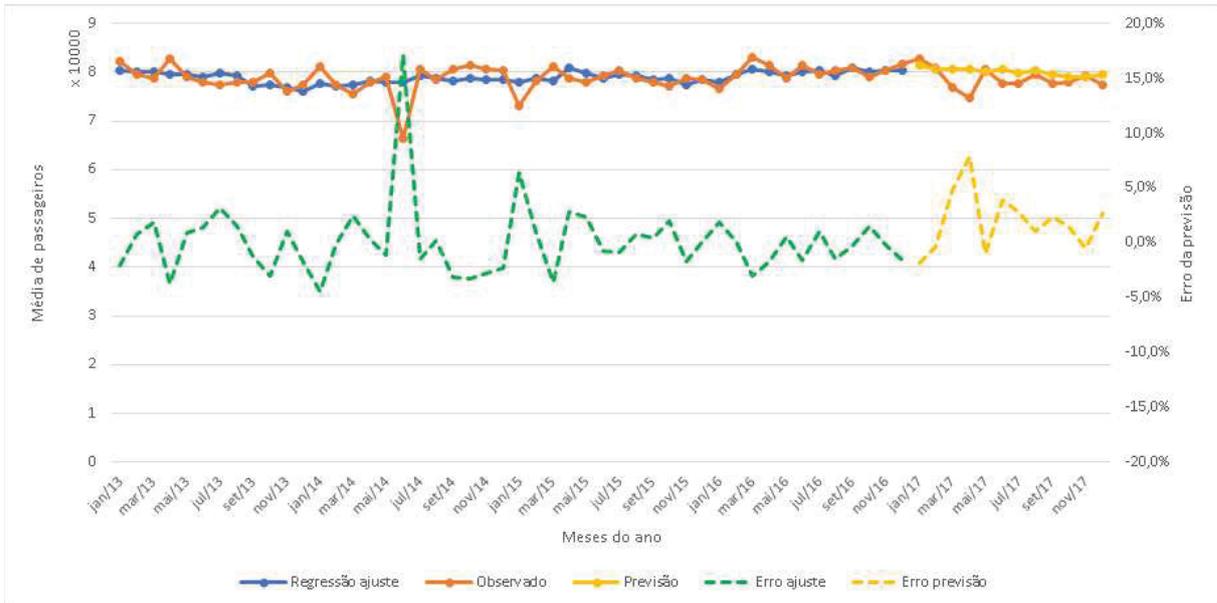
Em cada gráfico, são apresentados os dados observados no período (em laranja), o ajuste sazonal realizado pelo modelo (em azul), a estimativa para os dados de 2017 (em amarelo), cujos valores podem ser lidos na coluna à esquerda. Os valores à direita se referem aos dados de erro do ajuste (em verde tracejado) e da estimativa (em amarelo tracejado). O ajuste sazonal foi feito utilizando o método de suavização x13-ARIMA-SEATS disponível no software R®.

GRÁFICO 4 – RESULTADO DA RLM PARA 2016, PASSAGEIROS ISENTOS



FONTE: O autor (2019).

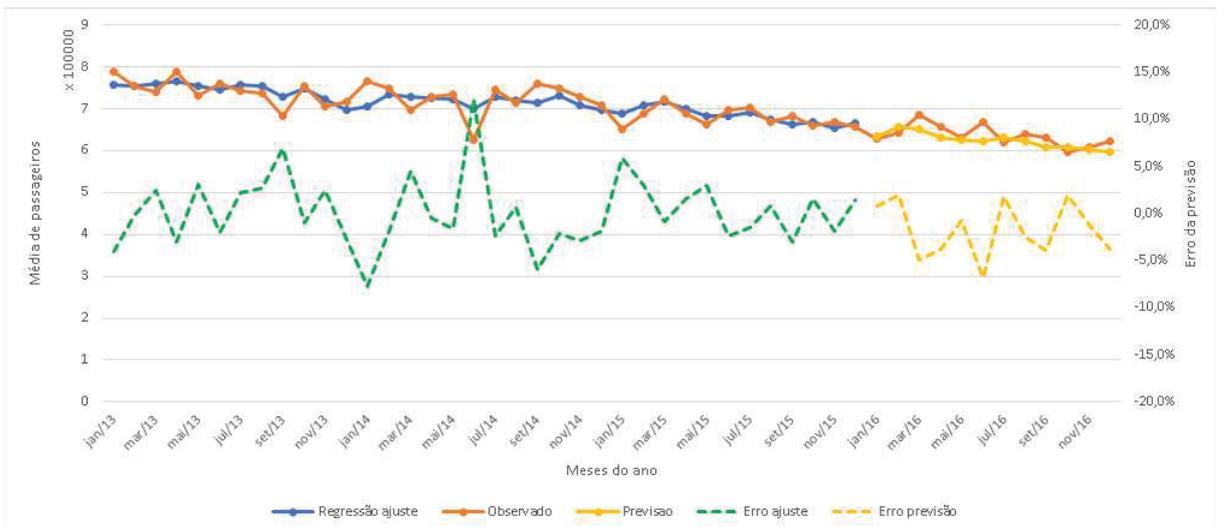
GRÁFICO 5 – RESULTADO DA RLM PARA 2017, PASSAGEIROS ISENTOS



FONTE: O autor (2019).

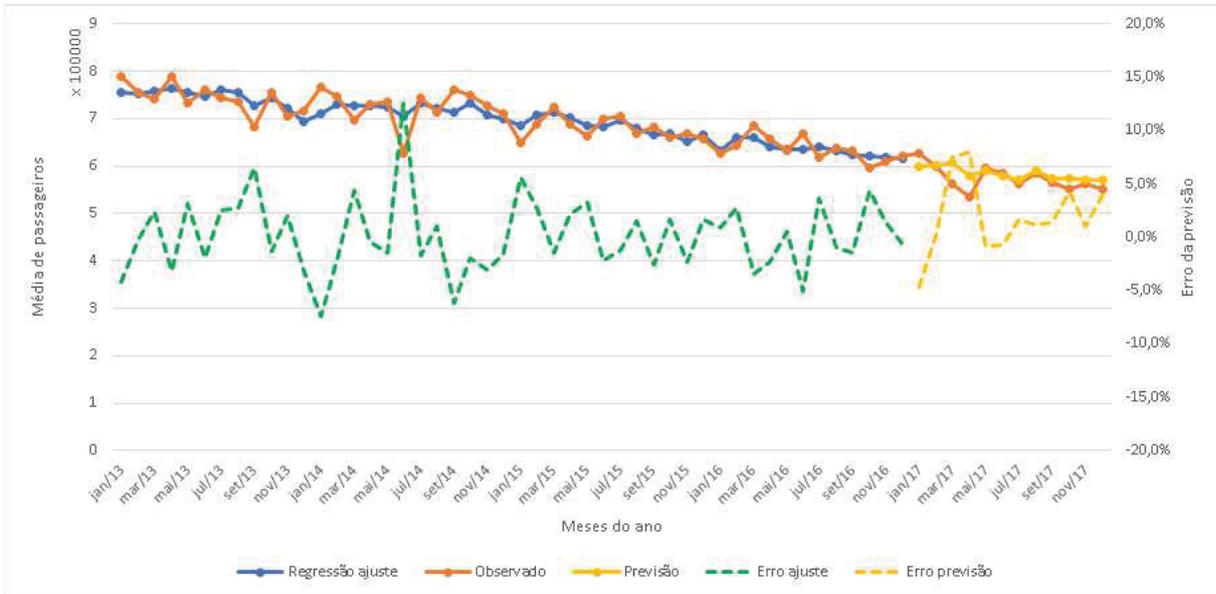
Os Gráficos 6 e 7 mostram o resultado da RLM para passageiros Transportados em 2016 e 2017, respectivamente. Em ambos os casos, o erro máximo observado foi de 5,5%, exceto novamente no período de greve. A partir de julho de 2017, o erro apresenta um crescimento inesperado.

GRÁFICO 6 – RESULTADO DA RLM PARA 2016, PASSAGEIROS TRANSPORTADOS



FONTE: O autor (2019).

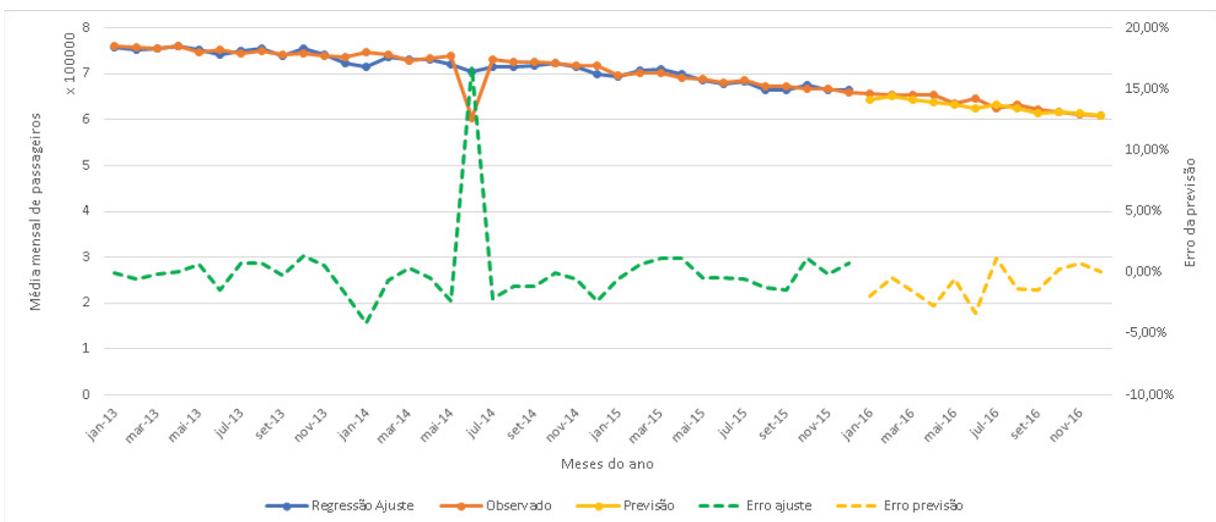
GRÁFICO 7 – RESULTADO DA RLM PARA 2017, PASSAGEIROS TRANSPORTADOS



FONTE: O autor (2019).

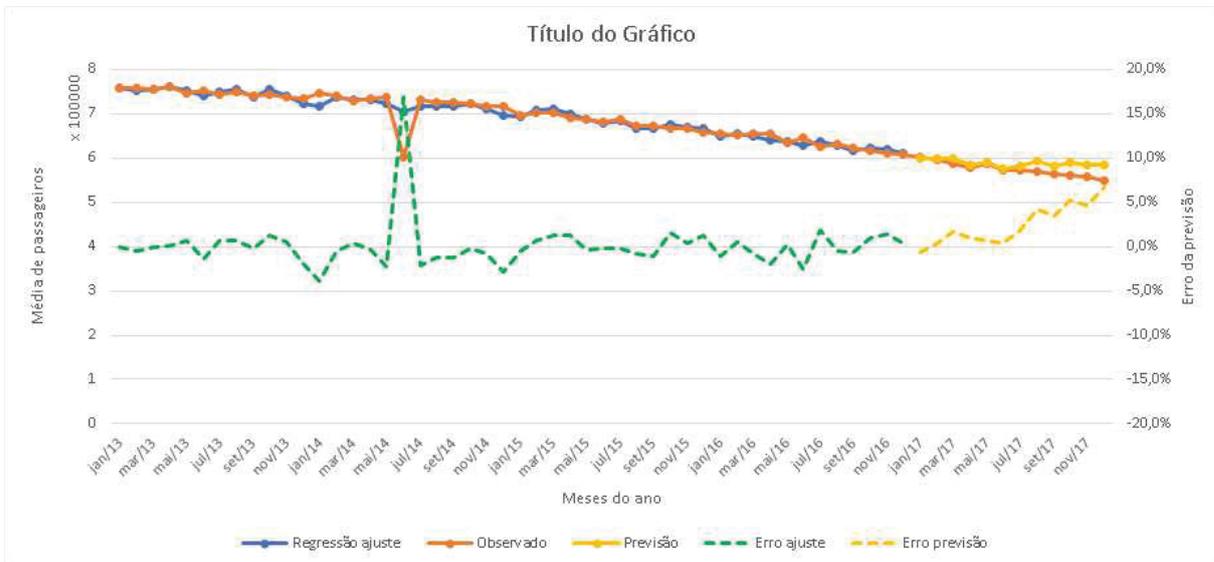
A projeção para passageiros Pagantes em 2016, apresentada no Gráfico 8, é bastante aderente aos dados observados, com erro pontual inferior a 3,35% e erro médio anual inferior a 1%, resultado melhor que o observado para outras categorias com a mesma base de dados. Todavia, o comportamento da série muda na projeção para 2017, conforme mostra o Gráfico 9. A aderência do ajuste e da projeção aos dados observados se mantém como na projeção anterior, com erros limitados a 1,85%. Porém, a partir de julho e 2017, o erro sobe até atingir a marca de 6,66%.

GRÁFICO 8 – RESULTADO DA RLM PARA 2016, PASSAGEIROS PAGANTES



FONTE: O autor (2019).

GRÁFICO 9 – RESULTADO DA RLM PARA 2017, PASSAGEIROS PAGANTES

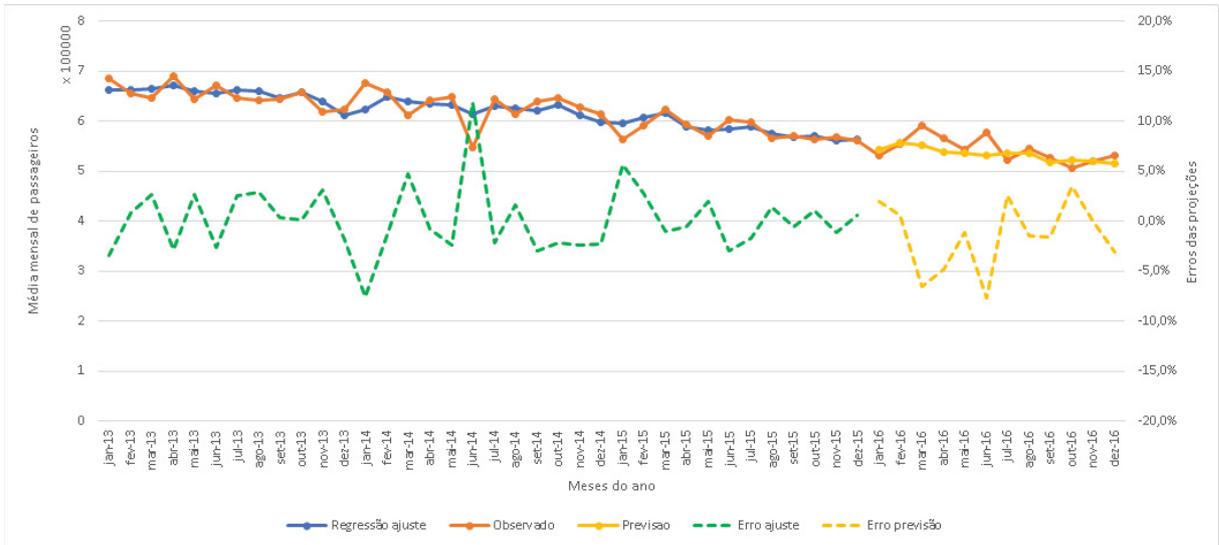


FONTE: O autor (2019).

Assim como percebido na projeção dos valores para 2018 com 6 metodologias, a Regressão Linear Múltipla a partir de variáveis linearmente independentes também aponta para a influência dos aplicativos de compartilhamento de veículos no transporte público. Na análise por séries temporais, foi observado que a regulamentação impactou em uma queda de 4,85% no número de passageiros; pela análise de RLM, a estimativa de queda é de 6,66%. Suavizando a estimativa por meio de média dos dois valores, tem-se que a queda estimada na quantidade de passageiros causada pela regulamentação foi de 5,76%.

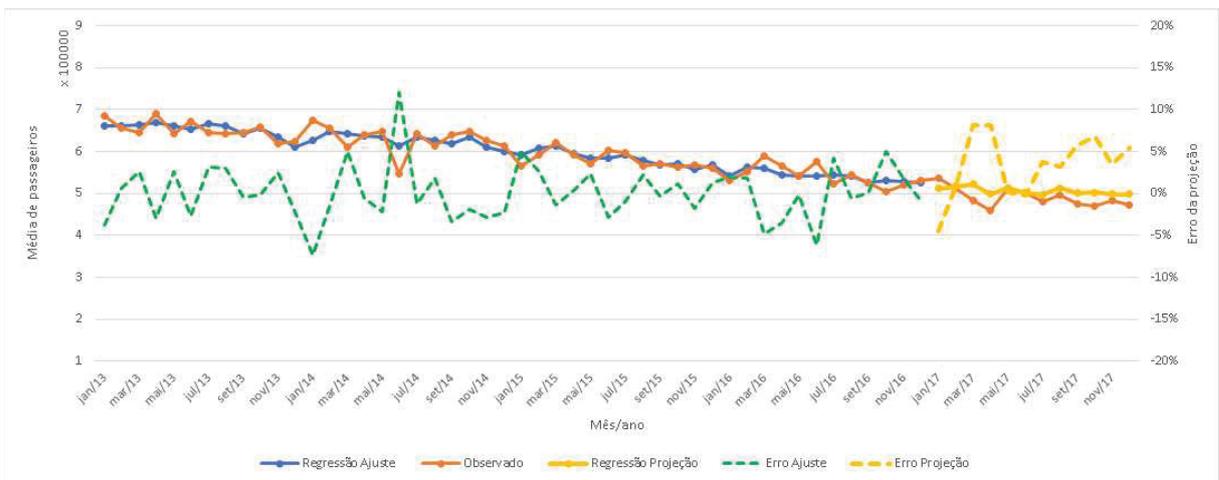
As estimativas para a categoria passageiros Equivalentes em 2016 estão apresentadas no Gráficos 10, no qual o erro pontual fica limitado a 6%, com o erro anual abaixo de 3%. Na projeção desta variável para 2017, representada no Gráfico 11, é possível verificar novamente o pico de erro no período da greve e também a evolução do erro após julho de 2017, novamente como indício da influência dos aplicativos de compartilhamento de veículo privado. Também é possível perceber que os resultados mostram coesão, já que o comportamento do resultado da previsão para 2016 no Gráfico 10 é bastante semelhante ao ajuste sazonal do modelo no mesmo período do Gráfico 11.

GRÁFICO 10 – RESULTADO DA RLM PARA 2016, PASSAGEIROS EQUIVALENTES



FONTE: O autor (2019).

GRÁFICO 11 – RESULTADO DA RLM PARA 2017, PASSAGEIROS EQUIVALENTES



FONTE: O autor (2019).

A Tabela 10 apresenta as estatísticas referentes aos dados apresentados neste trabalho. Além do ajuste observado nas projeções anteriores, com o R-Quadrado-ajustado acima de 0.8 para as categorias Equivalentes e Pagantes, na estimativa para 2017, tem-se um bom indício de que as oito variáveis selecionadas são suficientes para explicar o fenômeno estudado. Para a categoria Isentos, o ajuste não tem a mesmo desempenho, ou seja, pode-se reforçar que o comportamento desta variável é atípico em relação aos demais, dado que não pode ser suficientemente explicado pelas oito variáveis selecionadas.

TABELA 10 – RESUMO DOS RESULTADOS ESTATÍSTICOS DA RLM

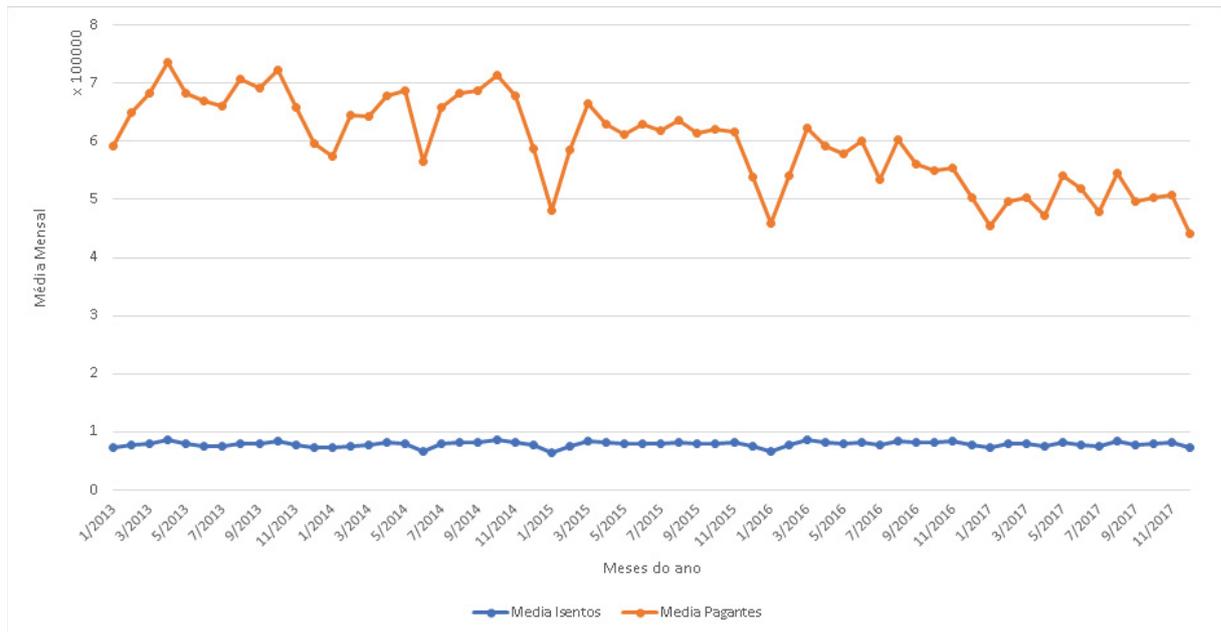
Estatística	2013-2015	2013-2016
EQUIVALENTES		
R múltiplo	0,8545	0,9165
R-Quadrado	0,7302	0,8399
R-Quadrado ajustado	0,6503	0,8070
Erro padrão	22993,71	21783,58
Observações	36	48
PAGANTES		
R múltiplo	0,8524	0,9337
R-Quadrado	0,7096	0,8718
R-Quadrado ajustado	0,6236	0,8455
Erro padrão	22108,03	19018,07
Observações	36	48
TRANSPORTADOS		
R múltiplo	0,7647	0,8786
R-Quadrado	0,5847	0,7720
R-Quadrado ajustado	0,4616	0,7252
Erro padrão	29684,47	26647,32
Observações	36	48
ISENTOS		
R múltiplo	0,4684	0,4384
R-Quadrado	0,2194	0,1922
R-Quadrado ajustado	-0,0119	0,0265
Erro padrão	2806,19	2617,69
Observações	36	48

FONTE: O autor (2019).

O comportamento da série temporal dos passageiros Isentos e as estatísticas da categoria nas Tabelas 9 e 10 demanda, portanto, uma análise à parte. O Gráfico 12 reforça que a variação dos Isentos, quando comparada ao Pagantes, é muito pequena. Em termos numéricos, a diferença entre o maior e o menor valor observado na categoria Isentos é de 36,7%, enquanto essa amplitude para a categoria Pagantes atinge 66,6%.

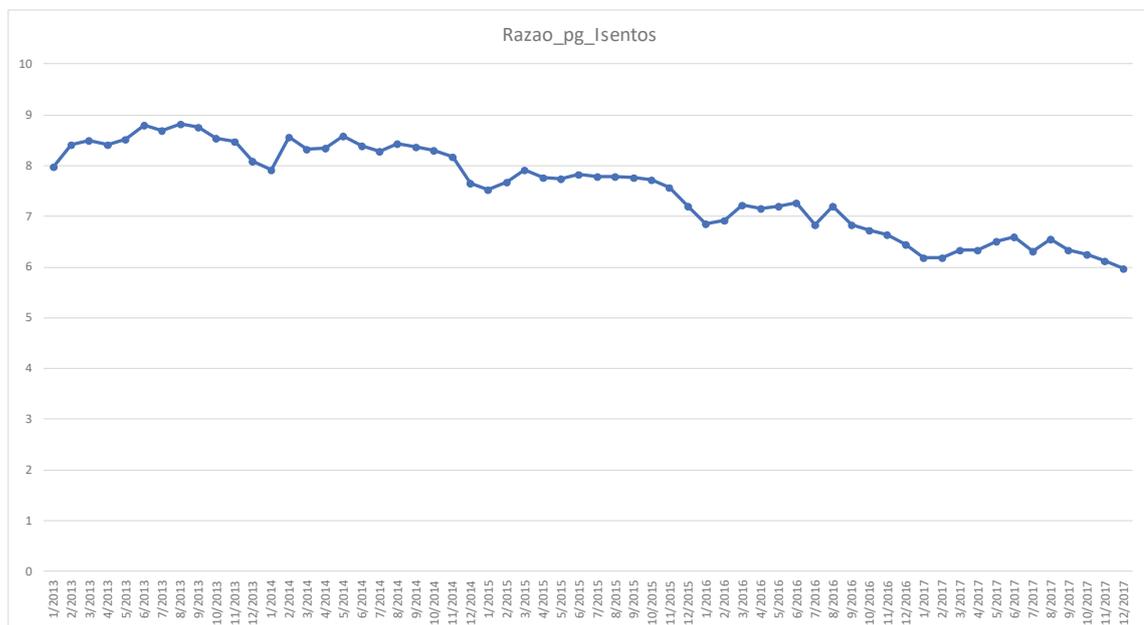
Deste fato, é possível calcular a proporção entre Pagantes e Isentos. Essa relação é apresentada no Gráfico 13. Na metade do ano de 2013, o sistema chegou a apresentar quase 9 passageiros Pagantes para cada Isento. Devido ao comportamento das duas categorias ao passar do tempo, essa proporção caiu para menos de 6.

GRÁFICO 12 – SÉRIES TEMPORAIS DE PASSAGEIROS PAGANTES E ISENTOS ENTRE 2013 E 2017



FONTE: O autor (2019).

GRÁFICO 13 – RAZÃO ENTRE PASSAGEIROS PAGANTES E ISENTOS ENTRE 2013 E 2017



FONTE: O autor (2019).

O impacto direto disso é que o passageiro que não paga a tarifa passa a ter um custo relativo maior para as empresas. No início da série, o valor da tarifa cobrada do passageiro Pagante era R\$2,50, com custo relativo de R\$0,3135 para o Isento. Ao fim do período de coleta de dados, o valor da passagem era R\$4,50, e a

proporção indica que R\$0,7124 deste valor era destinado ao custo dos Isentos. Como a tarifa subiu 70% no período e o custo dos Isentos teve alta de 127,2%, fica evidente que o custo para sustentar esta categoria de passageiros cresceu.

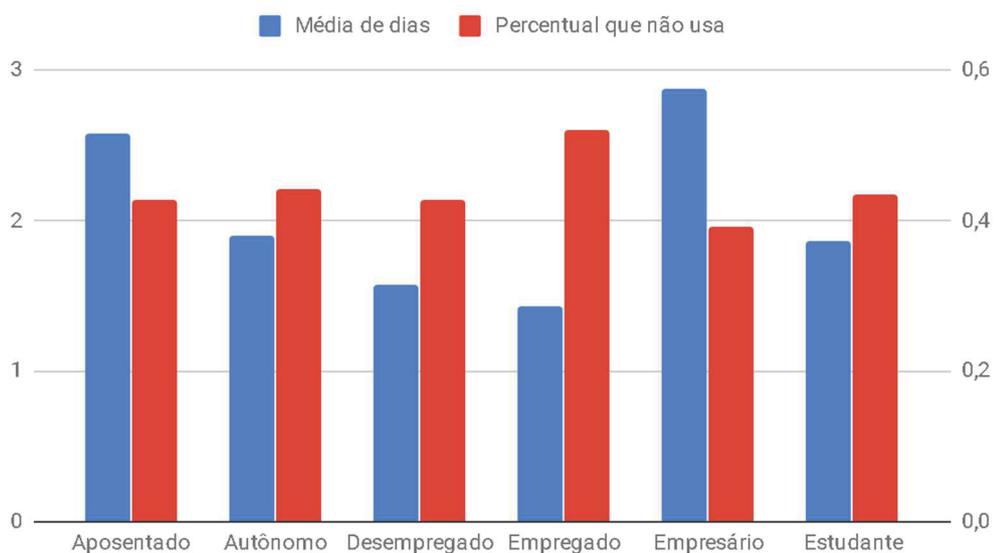
4.3 LEVANTAMENTO DA OPINIÃO DO USUÁRIO DO SISTEMA DE TRANSPORTE PÚBLICO DE CURITIBA

A hipótese de influência dos aplicativos de compartilhamento de veículos, desconhecida no início da pesquisa, precisaria de mais validações. Além disso, os fatores de impacto na variação de passageiros são puramente teóricos, ou seja, não refletem as impressões dos habitantes. A fim de verificar a adesão dos resultados com a opinião dos passageiros, realizou-se uma pesquisa de campo. Com isso, foi criado um cenário para validar os resultados obtidos, verificar hipóteses e realizar novas inferências. A pesquisa convidou habitantes de Curitiba, usuários ou não do transporte coletivo, a responder perguntas relacionadas ao uso do sistema na cidade.

A pesquisa foi realizada na plataforma Google Forms e divulgada pelas redes sociais, aceitando respostas no período de 14 de novembro a 19 de novembro de 2018. Foram coletadas 323 respostas e o resultado é apresentado a seguir. As perguntas, conforme foram apresentadas aos entrevistados, se encontram no Apêndice II.

GRÁFICO 14 – FREQUÊNCIA DE USO DO TRANSPORTE PÚBLICO POR OCUPAÇÃO

Medidas de uso do ônibus por ocupação do passageiro



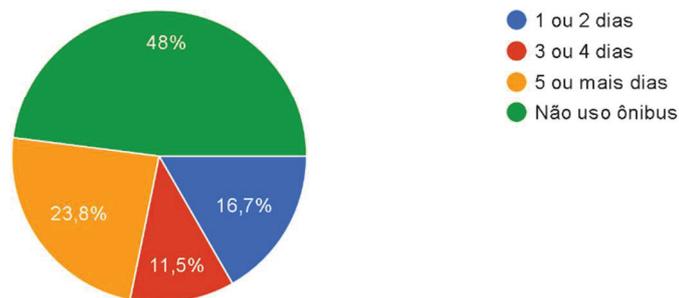
FONTE: O autor (2019).

Questionados com relação à ocupação principal, 55,8% dos entrevistados se declararam como empregados. Os demais se dividiram em Estudantes (21,8%), Autônomos (18,7%), Empresários (8,4%), Desempregados (6,9%) e Aposentados (2,8%). Apesar de representar a maioria da amostra, a categoria Empregados não é a que, em percentual, mais utiliza o transporte coletivo. Conforme se observa no Gráfico 14, é na categoria Empresários, entre os entrevistados, que se observa o maior percentual de utilização de ônibus. O mesmo vale para aqueles que declararam não usar o transporte público: os Empresários são os que apresentaram o menor índice (39,1%, contra 52% dos Empregados).

GRÁFICO 15 – FREQUÊNCIA DE USO DO TRANSPORTE PÚBLICO

Quantos dias por semana você utiliza o ônibus para sua locomoção?

323 respostas



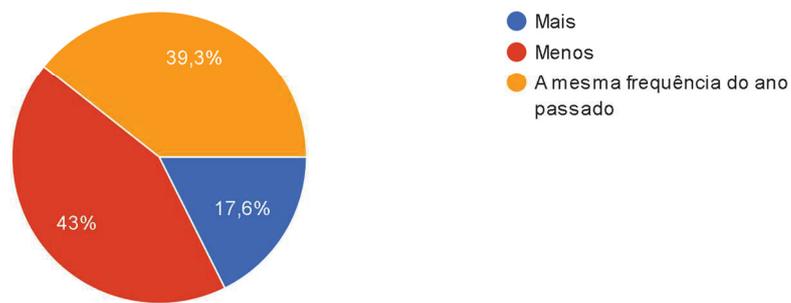
FONTE: O autor (2019).

De acordo com o Gráfico 15, se declararam não usuários do sistema 48% dos entrevistados. Confirmando as evidências levantadas pelos dados coletados, o Gráfico 16 mostra que 43% declararam que usaram o ônibus com menos frequência que no ano anterior, enquanto apenas 17,6% passaram a usar mais o sistema. A amostra aponta, então, 25,4% de queda, bastante similar aos 26% percebidos no levantamento dos dados iniciais desta pesquisa. Cruzando a informação apresentada nos últimos 3 gráficos, tem-se que os Empresários foram os que mais declararam usar o sistema (2,87 dias por semana em média, em oposição à média de 1,43 dias por semana dos Empregados).

GRÁFICO 16 – FREQUÊNCIA DE USO DO TRANSPORTE PÚBLICO EM RELAÇÃO AO ANO ANTERIOR

Com relação à frequência, você faz mais ou menos uso do ônibus que no ano passado?

323 respostas

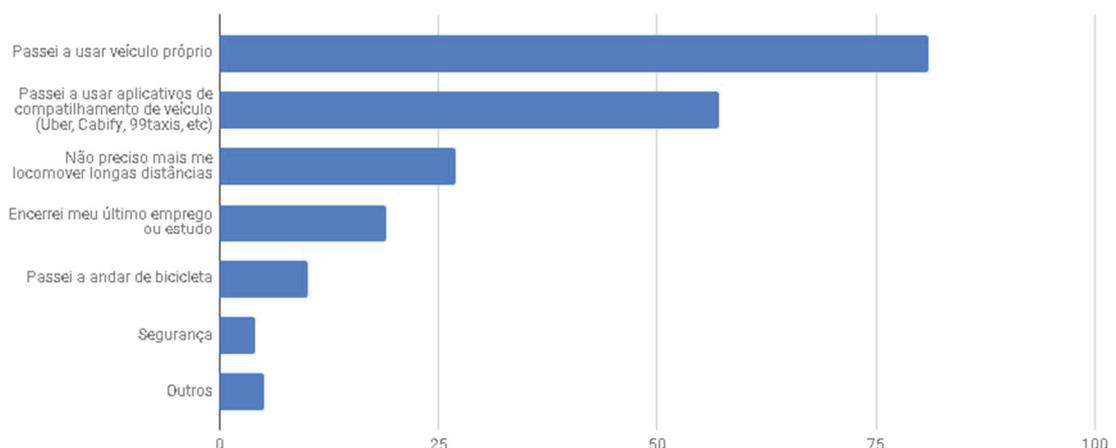


FONTE: O autor (2019).

O Gráfico 17 mostra os motivos pelos quais os 139 entrevistados que reduziram a frequência de uso o fizeram. Destacam-se em primeiro lugar “Passei a usar um veículo próprio” em 58,3% das ocorrências e, em segundo lugar “Passei a usar aplicativos de compartilhamento de veículo”, com 41%. Este número vem de encontro à hipótese levantada: de fato, há uma concorrência entre o transporte por ônibus e o transporte individual compartilhado.

GRÁFICO 17 – MOTIVOS LISTADOS PARA DEIXAR DE USAR O TRANSPORTE COLETIVO

Selecione os motivos pelos quais deixou de andar de ônibus

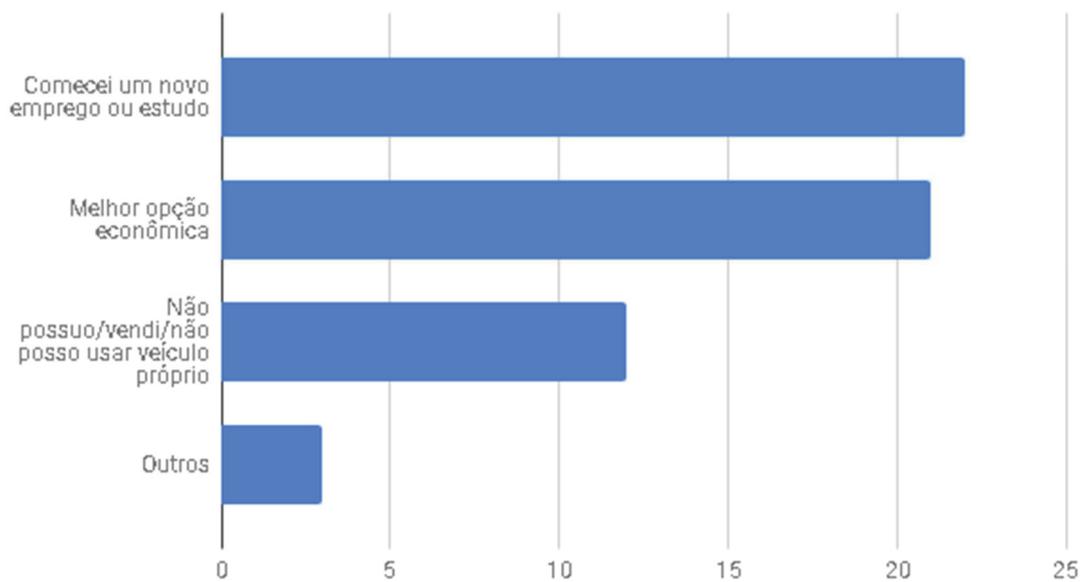


FONTE: O autor (2019).

No Gráfico 18, indica-se aquele que pode ser considerado um viés de crescimento da série temporal. Nele, tem-se os motivos que levaram 45 dos entrevistados a usarem mais o transporte coletivo. Apenas três motivos são relevantes nas respostas: “Comecei um novo emprego ou estudo”, “Melhor opção econômica” e “Vendi/não possuo/não posso usar veículo próprio”.

GRÁFICO 18 – MOTIVOS LISTADOS PARA PASSAR A USAR O TRANSPORTE COLETIVO

Selecione os motivos pelos quais passou a andar de ônibus

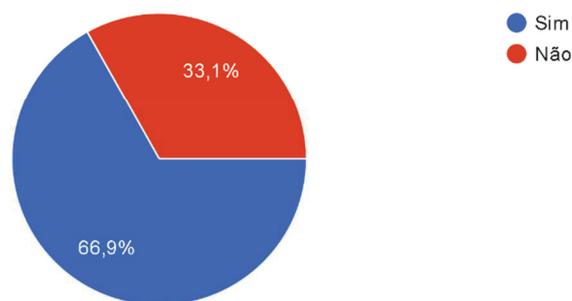


FONTE: O autor (2019).

GRÁFICO 19 – POSSIBILIDADE DE USAR O TRANSPORTE COLETIVO COM MAIS FREQUÊNCIA

Você acredita que poderia fazer mais uso de ônibus do que faz hoje?

323 respostas



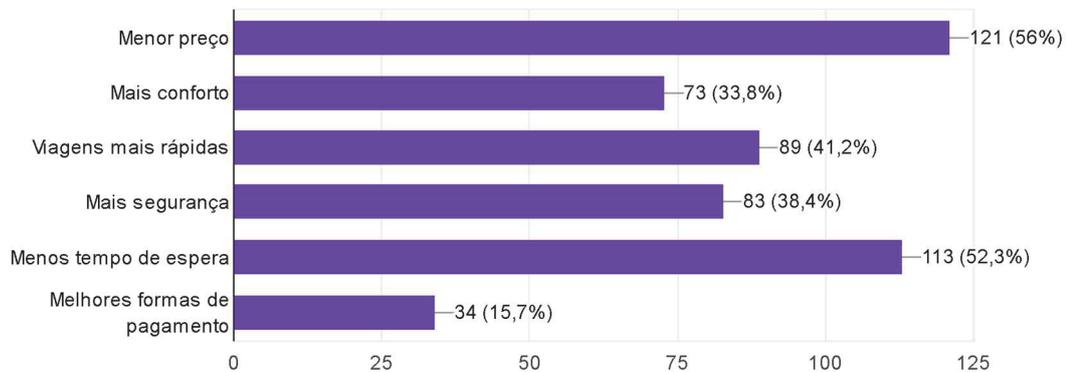
FONTE: O autor (2019).

Ainda que quase metade dos respondentes não façam uso do sistema de transporte público, o Gráfico 19 mostra que dois terços do total acreditam que podem usar o sistema com mais frequência. Os principais motivos que levariam os entrevistados a usar o transporte coletivo com maior frequência, conforme o Gráfico 20, foram “Menor preço”, apontado por 56% dos entrevistados, e “Menor tempo de espera”, segundo 52,3% das respostas.

GRÁFICO 20 – MOTIVOS PARA USAR O TRANSPORTE COLETIVO COM MAIS FREQUÊNCIA

Dentre os motivos abaixo, escolha qual seria determinante para você usar ônibus com mais frequência

216 respostas



FONTE: O autor (2019).

Convidados a avaliar alguns pontos do sistema com valores de 1 a 5, os entrevistados deram a maior nota média para o quesito Abrangência da rede, com 3,348. A menor nota foi dada ao item Segurança, com 2,076. A média e o desvio padrão de cada quesito estão apresentados na Tabela 11.

TABELA 11 – MÉDIA E DESVIO PADRÃO DAS AVALIAÇÕES DOS USUÁRIOS AO TRANSPORTE PÚBLICO DE CURITIBA

Item avaliado	Média	Desvio Padrão
Abrangência da rede	3,348	1,117
Tempo de viagem	3,056	0,987
Formas de pagamento	2,904	1,265
Tempo de espera para embarque	2,584	1,011
Conforto	2,472	0,966
Preço	2,428	1,018
Segurança	2,076	0,993

FONTE: O autor (2019).

Mesmo com apenas oito perguntas, os resultados da pesquisa ofereceram inferências importantes para o trabalho. Uma delas é notar o fator Segurança. Apesar de ser o pior avaliado entre os sete itens listados, apenas 38,4% usuários declararam que ônibus mais seguros os fariam passar a utilizar o sistema com mais frequência. É necessário aprofundamento na questão, mas o resultado abre às empresas, visando o aumento da quantidade de passageiros, a possibilidade de não priorizar melhorias em segurança.

Os incentivos ao uso tendem a estar mais relacionados ao tempo gasto, tanto na espera da condução quanto no tempo de viagem. A partir deste dado, abre-se a possibilidade de estudar a viabilidade de aumentar a frota, mesmo que com ônibus menores, de forma a reduzir o tempo de espera nos pontos de parada. Em paralelo, uma alternativa que já é implementada na cidade estudada faz referência às linhas de corredor exclusivo. O BRT dispõe de corredores próprios, mas ainda há linhas que compartilham vias com outros automóveis, de forma que há espaço de otimização para o tempo de viagem.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve por objetivo ampliar o entendimento da variação do total de passageiros no sistema de transporte público de Curitiba. Foi possível prever valores da média mensal para o ano de 2018 utilizando cinco métodos conhecidos da literatura, além de um sexto método agrupado

Os dados do levantamento junto aos habitantes de Curitiba corroboram com a análise inicial, já que também apontam no sentido da queda no uso do sistema. Também pode-se assumir que a hipótese de influência dos aplicativos de compartilhamento de veículo particular, com indícios verificados tanto na projeção de dados quanto na avaliação do conjunto de variáveis explicativas, ganha força. Mas além disso, outros fatores surgem como relevantes para explicar a variação no total de passageiros no sistema, como a variação da taxa de emprego e a quantidade de veículos próprios na cidade.

Os resultados obtidos em cada etapa podem ser considerados relevantes dentro dos seus contextos, mas ganham sustentação quando cruzados. A seleção das variáveis independentes sugere que há uma relação significativa e inversamente proporcional entre automóveis e motos em Curitiba e o total de passageiros no sistema público. É o que se observa na pesquisa de campo, onde os principais fatores apontados pelos entrevistados, tanto os que passaram a fazer mais uso do ônibus quanto os que deixaram de usar o sistema, está relacionada ao uso de veículo particular.

Um ponto de atenção é a questão do preço da tarifa. Apesar de apontado pelos usuários na pesquisa como principal motivo para utilizar ou não o transporte coletivo e avaliado com a segunda pior nota entre 7 critérios, o valor da tarifa não foi selecionado no subconjunto de variáveis explicativas do modelo. É possível que as variáveis econômicas selecionadas (PIB e IPC de Curitiba, IPCA e INPC) sejam suficientes para explicar também a variação do valor da tarifa, sugerindo que as baixas avaliações dos passageiros não estejam restritas ao preço da passagem de ônibus.

Ainda na análise das variáveis explicativas, percebe-se uma forte relação entre o total de passageiros no sistema e o número de admissões e demissões na cidade. É notória a significância das admissões nas respostas dos usuários à pesquisa, sendo este um dos dois fatores relevantes nos motivos apontados pelo

passageiro para passar a usar mais o sistema. A variável nomeada “Matrículas da Rede Estadual” também encontra certa consonância com a opção mais escolhida pelos passageiros que passaram a usar o transporte coletivo com mais frequência. As demissões, todavia, não foram tão selecionadas pelos entrevistados quanto o compartilhamento de veículos, ainda que sua influência seja tão forte quanto a das demissões. É possível interpretar o resultado de duas formas: a amostra selecionada para a pesquisa não reflete satisfatoriamente a população, ainda que em outras respostas haja concordância; e a influência dos aplicativos de compartilhamento de veículos particulares é ainda mais relevante que o imaginado inicialmente.

Tem-se, portanto, que o equilíbrio financeiro das empresas estava comprometido pela deficiência na projeção dos valores mensais, mas não está restrito a isso. No cenário atual, é possível afirmar que o sistema se encontra uma situação delicada. A recuperação da atividade econômica aumenta a demanda, como mostra a correlação positiva dos índices econômicos da Tabela 10; mas há um limite para este crescimento, já que ele oferece aos cidadãos a possibilidade de optar por veículo privados, cuja relação é inversamente proporcional à utilização do sistema. Além disso, a concorrência de outras formas de locomoção, como o compartilhamento de veículos particulares via aplicativos de celular, infere ainda mais dificuldades ao equilíbrio do sistema.

Para evitar mais quedas no total de passageiros e assim permitir que o sistema se mantenha viável, é necessário que o total de passageiros volte a crescer. Neste trabalho, além da projeção mais confiável, foi possível apontar possíveis ações pontuais de crescimento, dando maior clareza ao fenômeno da variação do total de passageiros com um espectro mais amplo.

5.1 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Considerando que não há pesquisas específicas para o campo estudado neste trabalho, é possível apontar diversas vias de aprofundamento do trabalho. Cada uma das três abordagens adotadas oferece uma oportunidade de maior detalhamento.

Na questão da projeção de valores, foram escolhidos cinco métodos de previsão de séries temporais. Os melhores resultados foram obtidos pelas Redes

Neurais com Bases Radiais, mas há vários outros modelos disponíveis e em desenvolvimento na literatura que podem ser aplicados no cenário deste trabalho. Outra opção é a proposta de um novo modelo, como o Modelo Conjugado apresentado. Os resultados aqui obtidos podem servir de parâmetro para validar a nova proposta.

A seleção de variáveis explicativas do modelo oferece muitas possibilidades. Destaca-se a seleção de variáveis candidatas à explicação. Neste trabalho, foram listadas 78 variáveis de diversas fontes, internas e externas ao sistema. É possível ampliar a abordagem, estendendo a seleção das variáveis para além do campo econômico. Podem ser considerados fatores sociais, ambientais ou mesmo retroalimentar a seleção apresentada aqui a partir das opiniões dos usuários do sistema. Ainda, a seleção do subconjunto pode ser feita através de diferentes métodos. Um exemplo é o ACP, cuja tentativa de utilização neste trabalho não foi bem-sucedida.

Por fim, a pesquisa Survey pode ser realizada com maior rigor científico. Apesar do resultado bastante aderente aos resultados teóricos, a amostra não foi estatisticamente selecionada. É possível também comparar a diferença de um resultado a partir de uma amostra selecionada com o resultado obtido nesta pesquisa. Com isso, algumas inferências, como a influência dos aplicativos de compartilhamento de veículo ou ainda os fatores que oferecem viés de crescimento da série temporal, podem ser consolidadas.

REFERÊNCIAS

BENDEL, R. B. & AFIFI, A. A. Comparison of Stopping Rules in Forward "Stepwise" Regression. **Journal of the American Statistical Association**, Vol. 72, No. 357, pp. 46- 53. 1977

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. Time series analysis, Forecasting and Controls. **Holden-Day, San Francisco**, 1976

DONG, J., LIU, C., & LIN, Z. Charging infrastructure planning for promoting battery electric vehicles: An activity-based approach using multiday travel data. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, 38, 44–55. 2014

EFROYMSON, M.A. Multiple regression analysis. **Mathematical methods for digital computers**, pp. 191–203. 1960.

FINDLEY, D. F., MONSELL, B. C., BELL, W. R., OTTO, M. C., CHEN, B. C. New Capabilities and Methods of the X-12-ARIMA Seasonal-adjustment Program. **Journal of Business and Economic Statistics**. Vol. 16, 127-152. 1998.

FOBEL, C., GREWAL, G., & STACEY, D. A scalable, serially-equivalent, high-quality parallel placement methodology suitable for modern multicore and GPU architectures. **Conference Digest - 24th International Conference on Field Programmable Logic and Applications**, FPL 2014, 190–202. 2014.

GÓMEZ, V., MARAVALL, A. Programs TRAMO and SEATS; Instructions for the User. **Servicio de Estudios, Banco de España**. 1996.

GUTIERREZ, R. S., SOLIS, A. O., & MUKHOPADHYAY, S. Lumpy demand forecasting using neural networks. **International Journal of Production Economics**, 111(2), 409–420. 2008.

HASAN ÖRKÜ, H. Subset selection in multiple linear regression models: A hybrid of genetic and simulated annealing algorithms. **Applied Mathematics and Computation** 219, 11018–11028. 2013.

HAYKIN, S. Redes Neurais. Princípios e prática. **Bookman**. Porto Alegre, RS. 2001.

HINTON, G. E., SALAKHUTDINOV, R. R. Reducing the dimensionality of data with neural networks. **Science**, 313, 504-507. 2006.

LIAO, X., LI, Q., YANG, X., ZHANG, W., & LI, W. Multiobjective optimization for crash safety design of vehicles using stepwise regression model. **Structural and Multidisciplinary Optimization**, 35(6), 561–569. 2008.

MA, X., TAO, Z., WANG, Y., YU, H., & WANG, Y. Long short-term memory neural network for traffic speed prediction using remote microwave sensor data. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, 54, 187–197. 2015.

MIYASHIRO, R.; TAKANO, Y. Mixed integer second-order cone programming formulations for variable selection in linear regression. **European Journal of Operational Research**, 247(3), p.721–731. 2015.

MORETTIN, P. A.; BUSSAB, W. O. Estatística Básica, 6a edição. **Saraiva**, São Paulo. 2010.

PUCHALSKY, W., RIBEIRO, G. T., DA VEIGA, C. P., FREIRE, R. Z., & SANTOS COELHO, L. DOS. Agribusiness time series forecasting using Wavelet neural networks and metaheuristic optimization: An analysis of the soybean sack price and perishable products demand. **International Journal of Production Economics**, 203, 174–189. 2018.

REN, C., AN, N., WANG, J., LI, L., HU, B., & SHANG, D. Optimal parameters selection for BP neural network based on particle swarm optimization: A case study of wind speed forecasting. **Knowledge-Based Systems**, 56, 226–239. 2014

SCARPIN, C. T. **Uma metodologia para a previsão de demanda de produtos utilizando redes neurais artificiais de funções de bases radiais modificadas e uma proposta de logística de reposição.** Tese (Doutorado em Métodos Numéricos em Engenharia). Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2012.

SILVA NETO, M. A. **Mineração visual de dados: extração do conhecimento a partir das técnicas de visualização da informação e mineração de dados.** Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia). Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2008.

TAVARES, R. P. **Previsão de séries temporais em uma empresa de confecção utilizando a metodologia Box & Jenkins.** Monografia (Bacharelado em Matemática Industrial). Universidade Federal do Paraná, 2012.

TOOLE, J. L., COLAK, S., STURT, B., ALEXANDER, L. P., EVSUKOFF, A., & GONZÁLEZ, M. C. The path most traveled: Travel demand estimation using big data resources. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, 58, 162–177. 2015.

URBANIZAÇÃO DE CURITIBA. **Características da RIT.** Disponível em <https://www.urbs.curitiba.pr.gov.br/transporte/rede-integrada-de-transporte> Acessado em 15/09/ 2018.

URBANIZAÇÃO DE CURITIBA. **Metodologia de cálculo da tarifa técnica.** Disponível em https://www.urbs.curitiba.pr.gov.br/images/provisional/downloads/4_metodologia_d_e_calculo_da_tarifa_tecnica.pdf Acessado em 15/09/2018

VLAHOGIANNI, E. I., KARLAFTIS, M. G., & GOLIAS, J. C. Short-term traffic forecasting: Where we are and where we're going. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, 43, 3–19. 2014.

WANG, L., ZENG, Y., & CHEN, T. Back propagation neural network with adaptive differential evolution algorithm for time series forecasting. **Expert Systems with Applications**, 42(2), 855–863. 2015.

WANG, W. CHUAN, CHAU, K. WING, XU, D. MEI, & CHEN, X. Y. Improving Forecasting Accuracy of Annual Runoff Time Series Using ARIMA Based on EEMD Decomposition. **Water Resources Management**, 29(8), 2655–2675. 2015.

ZUBEN, F. J. V. CASTRO, L. N. de. **Regressão paramétrica e não-paramétrica, e redes neurais do tipo RBF**. DCA/FEEC/Unicamp, 2003.

APÊNDICE 1 – RESULTADOS DA RLM

Validação 2016

Projeção pelo Total de Transportados – 2016

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	233.751.116	244.270.172	244.194.908	259.306.285	244.207.980	262.761.436	251.374.316
Janeiro	16.319.426	21.065.343	17.778.383	20.778.144	19.699.905	21.242.352	20.778.144
Fevereiro	17.946.614	19.642.529	18.909.566	21.652.582	20.504.330	21.234.341	20.504.330
Março	21.961.804	20.929.030	21.396.135	22.999.442	21.753.491	22.198.200	21.753.491
Abril	20.274.557	20.187.942	21.251.913	21.747.296	20.544.231	21.648.629	21.251.913
Mai	20.399.927	20.792.716	21.285.288	21.976.403	20.735.351	22.311.116	21.285.288
Junho	20.531.436	20.056.025	19.357.574	20.937.861	19.731.242	21.611.071	20.056.025
Julho	18.960.733	20.656.403	20.792.529	21.578.651	20.310.044	22.324.455	20.792.529
Agosto	21.312.265	20.588.246	21.715.825	21.735.241	20.432.083	22.326.856	21.715.825
Setembro	19.287.372	19.858.151	20.696.942	21.166.163	19.872.339	21.605.836	20.696.942
Outubro	19.581.542	20.451.933	22.072.860	21.875.386	20.512.489	22.326.314	21.875.386
Novembro	19.125.400	19.726.235	20.315.852	21.103.615	19.763.884	21.606.016	20.315.852
Dezembro	18.050.040	20.315.619	18.622.041	21.755.501	20.348.591	22.326.250	20.348.591

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	233.751.116	4,50%	4,47%	10,93%	4,47%	12,41%	7,54%
Janeiro	16.319.426	29,08%	8,94%	27,32%	20,71%	30,17%	27,32%
Fevereiro	17.946.614	9,45%	5,37%	20,65%	14,25%	18,32%	14,25%
Março	21.961.804	-4,70%	-2,58%	4,72%	-0,95%	1,08%	-0,95%
Abril	20.274.557	-0,43%	4,82%	7,26%	1,33%	6,78%	4,82%
Mai	20.399.927	1,93%	4,34%	7,73%	1,64%	9,37%	4,34%
Junho	20.531.436	-2,32%	-5,72%	1,98%	-3,90%	5,26%	-2,32%
Julho	18.960.733	8,94%	9,66%	13,81%	7,12%	17,74%	9,66%
Agosto	21.312.265	-3,40%	1,89%	1,98%	-4,13%	4,76%	1,89%
Setembro	19.287.372	2,96%	7,31%	9,74%	3,03%	12,02%	7,31%
Outubro	19.581.542	4,44%	12,72%	11,71%	4,75%	14,02%	11,71%
Novembro	19.125.400	3,14%	6,22%	10,34%	3,34%	12,97%	6,22%
Dezembro	18.050.040	12,55%	3,17%	20,53%	12,73%	23,69%	12,73%

Projeção de Isentos – 2016

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	29.433.299	29.021.321	29.022.106	28.472.568	29.018.494	28.885.510	28.864.474
Janeiro	2.079.150	2.453.456	2.195.747	2.321.596	2.364.685	2.349.572	2.349.572
Fevereiro	2.267.188	2.295.955	2.231.206	2.296.645	2.339.527	2.262.123	2.295.955
Março	2.672.358	2.455.137	2.516.477	2.471.771	2.518.198	2.509.984	2.509.984
Abril	2.486.456	2.376.752	2.521.199	2.348.701	2.393.078	2.460.054	2.393.078
Mai	2.491.080	2.456.818	2.495.104	2.393.384	2.438.871	2.480.350	2.456.818
Junho	2.486.024	2.378.379	2.256.437	2.318.007	2.362.319	2.298.322	2.318.007
Julho	2.418.664	2.458.499	2.444.772	2.415.299	2.461.740	2.319.897	2.444.772
Agosto	2.600.772	2.459.339	2.529.910	2.421.464	2.468.292	2.369.746	2.459.339
Setembro	2.465.189	2.380.819	2.426.310	2.335.842	2.381.274	2.405.976	2.381.274
Outubro	2.536.905	2.461.020	2.617.197	2.407.120	2.454.206	2.566.606	2.461.020

Novembro	2.506.978	2.382.446	2.440.752	2.330.530	2.376.376	2.452.406	2.382.446
Dezembro	2.422.535	2.462.701	2.346.995	2.412.209	2.459.928	2.410.474	2.412.209

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	29.433.299	-1,40%	-1,40%	-3,26%	-1,41%	-1,86%	-1,93%
Janeiro	2.079.150	18,00%	5,61%	11,66%	13,73%	13,01%	13,01%
Fevereiro	2.267.188	1,27%	-1,59%	1,30%	3,19%	-0,22%	1,27%
Março	2.672.358	-8,13%	-5,83%	-7,51%	-5,77%	-6,08%	-6,08%
Abril	2.486.456	-4,41%	1,40%	-5,54%	-3,76%	-1,06%	-3,76%
Maio	2.491.080	-1,38%	0,16%	-3,92%	-2,10%	-0,43%	-1,38%
Junho	2.486.024	-4,33%	-9,24%	-6,76%	-4,98%	-7,55%	-6,76%
Julho	2.418.664	1,65%	1,08%	-0,14%	1,78%	-4,08%	1,08%
Agosto	2.600.772	-5,44%	-2,72%	-6,89%	-5,09%	-8,88%	-5,44%
Setembro	2.465.189	-3,42%	-1,58%	-5,25%	-3,40%	-2,40%	-3,40%
Outubro	2.536.905	-2,99%	3,16%	-5,12%	-3,26%	1,17%	-2,99%
Novembro	2.506.978	-4,97%	-2,64%	-7,04%	-5,21%	-2,18%	-4,97%
Dezembro	2.422.535	1,66%	-3,12%	-0,43%	1,54%	-0,50%	-0,43%

Projeção de Pagantes – 2016

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	204.317.817	215.248.850	215.169.606	233.792.570	215.227.332	207.208.545	214.991.888
Janeiro	14.240.276	18.611.887	15.594.707	17.242.879	17.188.762	17.298.246	17.242.879
Fevereiro	15.679.426	17.346.574	16.680.159	17.499.609	17.190.854	16.427.029	17.190.854
Março	19.289.446	18.473.893	18.880.760	19.466.372	18.846.638	17.665.279	18.846.638
Abril	17.788.101	17.811.189	18.732.817	19.210.547	18.332.117	17.122.898	18.332.117
Maio	17.908.847	18.335.898	18.788.199	20.075.421	18.884.468	17.684.147	18.788.199
Junho	18.045.412	17.677.646	17.096.839	19.560.150	18.139.345	17.086.426	17.677.646
Julho	16.542.069	18.197.904	18.344.528	20.290.876	18.552.420	17.618.615	18.344.528
Agosto	18.711.493	18.128.907	19.179.085	20.331.718	18.330.074	17.576.733	18.330.074
Setembro	16.822.183	17.477.332	18.264.772	19.693.894	17.508.590	16.967.055	17.508.590
Outubro	17.044.637	17.990.913	19.451.792	20.357.638	17.849.024	17.487.418	17.990.913
Novembro	16.618.422	17.343.789	17.873.338	19.703.138	17.038.335	16.879.038	17.343.789
Dezembro	15.627.505	17.852.918	16.282.610	20.360.328	17.366.705	17.395.661	17.395.661

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	204.317.817	5,35%	5,31%	14,43%	5,34%	1,41%	5,22%
Janeiro	14.240.276	30,70%	9,51%	21,09%	20,71%	21,47%	21,09%
Fevereiro	15.679.426	10,63%	6,38%	11,61%	9,64%	4,77%	9,64%
Março	19.289.446	-4,23%	-2,12%	0,92%	-2,30%	-8,42%	-2,30%
Abril	17.788.101	0,13%	5,31%	8,00%	3,06%	-3,74%	3,06%
Maio	17.908.847	2,38%	4,91%	12,10%	5,45%	-1,25%	4,91%
Junho	18.045.412	-2,04%	-5,26%	8,39%	0,52%	-5,31%	-2,04%
Julho	16.542.069	10,01%	10,90%	22,66%	12,15%	6,51%	10,90%
Agosto	18.711.493	-3,11%	2,50%	8,66%	-2,04%	-6,06%	-2,04%
Setembro	16.822.183	3,89%	8,58%	17,07%	4,08%	0,86%	4,08%
Outubro	17.044.637	5,55%	14,12%	19,44%	4,72%	2,60%	5,55%
Novembro	16.618.422	4,36%	7,55%	18,56%	2,53%	1,57%	4,36%
Dezembro	15.627.505	14,24%	4,19%	30,29%	11,13%	11,31%	11,31%

Projeção pela composição: Isentos + Pagantes – 2016

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	233.751.116	244.270.171	244.191.712	262.265.138	244.245.826	236.094.055	243.856.362
Janeiro	16.319.426	21.065.343	17.790.454	19.564.475	19.553.447	19.647.818	19.592.451
Fevereiro	17.946.614	19.642.529	18.911.365	19.796.254	19.530.381	18.689.152	19.486.809
Março	21.961.804	20.929.030	21.397.237	21.938.143	21.364.836	20.175.263	21.356.622
Abril	20.274.557	20.187.941	21.254.016	21.559.248	20.725.195	19.582.952	20.725.195
Mai	20.399.927	20.792.716	21.283.303	22.468.805	21.323.339	20.164.497	21.245.017
Junho	20.531.436	20.056.025	19.353.276	21.878.157	20.501.664	19.384.748	19.995.653
Julho	18.960.733	20.656.403	20.789.300	22.706.175	21.014.160	19.938.512	20.789.300
Agosto	21.312.265	20.588.246	21.708.995	22.753.182	20.798.366	19.946.479	20.789.413
Setembro	19.287.372	19.858.151	20.691.082	22.029.736	19.889.864	19.373.031	19.889.864
Outubro	19.581.542	20.451.933	22.068.989	22.764.758	20.303.230	20.054.024	20.451.933
Novembro	19.125.400	19.726.235	20.314.090	22.033.668	19.414.711	19.331.444	19.726.235
Dezembro	18.050.040	20.315.619	18.629.605	22.772.537	19.826.633	19.806.135	19.807.870

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	233.751.116	4,50%	4,47%	12,20%	4,49%	1,00%	4,32%
Janeiro	16.319.426	29,08%	9,01%	19,88%	19,82%	20,40%	20,06%
Fevereiro	17.946.614	9,45%	5,38%	10,31%	8,82%	4,14%	8,58%
Março	21.961.804	-4,70%	-2,57%	-0,11%	-2,72%	-8,13%	-2,76%
Abril	20.274.557	-0,43%	4,83%	6,34%	2,22%	-3,41%	2,22%
Mai	20.399.927	1,93%	4,33%	10,14%	4,53%	-1,15%	4,14%
Junho	20.531.436	-2,32%	-5,74%	6,56%	-0,15%	-5,59%	-2,61%
Julho	18.960.733	8,94%	9,64%	19,75%	10,83%	5,16%	9,64%
Agosto	21.312.265	-3,40%	1,86%	6,76%	-2,41%	-6,41%	-2,45%
Setembro	19.287.372	2,96%	7,28%	14,22%	3,12%	0,44%	3,12%
Outubro	19.581.542	4,44%	12,70%	16,26%	3,69%	2,41%	4,44%
Novembro	19.125.400	3,14%	6,22%	15,21%	1,51%	1,08%	3,14%
Dezembro	18.050.040	12,55%	3,21%	26,16%	9,84%	9,73%	9,74%

Projeção pelos passageiros pagantes Equivalente - 2016

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	199.498.217	207.377.069	207.298.380	219.846.029	207.375.488	227.434.286	212.815.887
Janeiro	13.752.908	17.968.979	15.145.611	18.170.209	17.771.788	18.370.255	17.968.979
Fevereiro	15.434.082	16.741.102	16.103.999	17.196.658	16.709.856	18.392.698	16.741.102
Março	18.882.670	17.822.342	18.140.050	18.505.902	17.864.535	19.207.328	18.140.050
Abril	17.372.809	17.176.474	18.085.448	17.986.362	17.249.353	18.742.140	17.986.362
Mai	17.459.235	17.675.704	18.119.761	18.640.906	17.759.868	19.310.786	18.119.761
Junho	17.613.557	17.034.566	16.460.003	18.077.450	17.109.929	18.706.941	17.109.929
Julho	16.175.591	17.529.067	17.775.991	18.708.487	17.590.697	19.323.573	17.775.991
Agosto	18.262.892	17.455.748	18.406.599	18.729.495	17.494.388	19.326.011	18.406.599
Setembro	16.412.452	16.821.706	17.561.001	18.140.485	16.832.351	18.701.762	17.561.001
Outubro	16.569.705	17.309.110	18.731.062	18.756.951	17.289.247	19.325.455	18.731.062
Novembro	16.219.542	16.679.798	17.112.578	18.160.507	16.628.555	18.701.951	17.112.578
Dezembro	15.342.774	17.162.473	15.656.277	18.772.617	17.074.921	19.325.386	17.162.473

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2016	199.498.217	3,95%	3,91%	10,20%	3,95%	14,00%	6,68%
Janeiro	13.752.908	30,66%	10,13%	32,12%	29,22%	33,57%	30,66%
Fevereiro	15.434.082	8,47%	4,34%	11,42%	8,27%	19,17%	8,47%
Março	18.882.670	-5,62%	-3,93%	-2,00%	-5,39%	1,72%	-3,93%
Abril	17.372.809	-1,13%	4,10%	3,53%	-0,71%	7,88%	3,53%
Mai	17.459.235	1,24%	3,78%	6,77%	1,72%	10,60%	3,78%
Junho	17.613.557	-3,29%	-6,55%	2,63%	-2,86%	6,21%	-2,86%
Julho	16.175.591	8,37%	9,89%	15,66%	8,75%	19,46%	9,89%
Agosto	18.262.892	-4,42%	0,79%	2,55%	-4,21%	5,82%	0,79%
Setembro	16.412.452	2,49%	7,00%	10,53%	2,56%	13,95%	7,00%
Outubro	16.569.705	4,46%	13,04%	13,20%	4,34%	16,63%	13,04%
Novembro	16.219.542	2,84%	5,51%	11,97%	2,52%	15,31%	5,51%
Dezembro	15.342.774	11,86%	2,04%	22,35%	11,29%	25,96%	11,86%

Validação 2017

Projeção pelo total de transportados - 2017

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	209.953.373	224.418.610	224.342.988	239.455.041	224.403.784	222.933.363	225.772.806
Janeiro	16.366.221	19.545.175	16.239.509	19.779.190	19.128.382	18.215.592	19.128.382
Fevereiro	16.122.701	17.574.439	16.810.694	18.380.591	17.675.663	16.663.684	17.574.439
Março	18.035.049	19.369.655	20.090.169	20.412.261	19.518.462	18.685.566	19.518.462
Abril	16.433.591	18.659.898	19.576.085	19.749.005	18.777.145	18.278.769	18.777.145
Mai	19.318.287	19.194.135	19.624.353	20.398.159	19.283.986	19.039.858	19.283.986
Junho	17.924.628	18.490.040	18.312.229	19.734.305	18.549.859	18.520.393	18.520.393
Julho	17.220.323	19.018.615	18.929.233	20.388.690	19.055.154	19.186.489	19.055.154
Agosto	19.515.144	18.930.855	20.117.863	20.386.839	18.943.870	19.194.820	19.194.820
Setembro	17.274.453	18.235.253	18.923.414	19.728.249	18.226.122	18.554.121	18.554.121
Outubro	18.070.420	18.755.335	19.937.830	20.385.340	18.724.134	19.129.107	19.129.107
Novembro	17.692.036	18.065.395	18.609.197	19.727.486	18.014.600	18.456.982	18.456.982
Dezembro	15.980.520	18.579.815	17.172.412	20.384.926	18.506.407	19.007.982	18.579.815

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	209.953.373	6,89%	6,85%	14,05%	6,88%	6,18%	7,53%
Janeiro	16.366.221	19,42%	-0,77%	20,85%	16,88%	11,30%	16,88%
Fevereiro	16.122.701	9,00%	4,27%	14,00%	9,63%	3,36%	9,00%
Março	18.035.049	7,40%	11,40%	13,18%	8,23%	3,61%	8,23%
Abril	16.433.591	13,55%	19,12%	20,17%	14,26%	11,23%	14,26%
Mai	19.318.287	-0,64%	1,58%	5,59%	-0,18%	-1,44%	-0,18%
Junho	17.924.628	3,15%	2,16%	10,10%	3,49%	3,32%	3,32%
Julho	17.220.323	10,44%	9,92%	18,40%	10,66%	11,42%	10,66%
Agosto	19.515.144	-2,99%	3,09%	4,47%	-2,93%	-1,64%	-1,64%
Setembro	17.274.453	5,56%	9,55%	14,20%	5,51%	7,41%	7,41%
Outubro	18.070.420	3,79%	10,33%	12,81%	3,62%	5,86%	5,86%
Novembro	17.692.036	2,11%	5,18%	11,50%	1,82%	4,32%	4,32%
Dezembro	15.980.520	16,27%	7,46%	27,56%	15,81%	18,94%	16,27%

Projeção de Isentos - 2017

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	28.711.664	29.537.828	29.539.768	28.576.827	29.539.044	28.879.673	29.201.101
Janeiro	2.278.428	2.498.219	2.204.190	2.347.317	2.433.491	2.388.917	2.388.917
Fevereiro	2.244.164	2.258.168	2.199.768	2.148.963	2.226.666	2.168.076	2.199.768
Março	2.457.016	2.502.010	2.598.477	2.461.564	2.549.211	2.462.430	2.502.010
Abril	2.242.926	2.423.134	2.555.559	2.407.685	2.492.088	2.433.636	2.433.636
Maio	2.571.329	2.505.800	2.536.513	2.457.842	2.542.654	2.505.871	2.505.871
Junho	2.360.173	2.426.802	2.352.476	2.340.021	2.419.485	2.364.958	2.364.958
Julho	2.352.065	2.509.591	2.479.499	2.402.157	2.482.418	2.388.847	2.479.499
Agosto	2.582.021	2.511.486	2.590.584	2.418.839	2.498.340	2.395.058	2.498.340
Setembro	2.354.501	2.432.304	2.477.175	2.363.897	2.440.307	2.377.772	2.432.304
Outubro	2.492.209	2.515.276	2.641.369	2.447.901	2.525.699	2.514.570	2.515.276
Novembro	2.482.697	2.435.972	2.498.543	2.357.469	2.431.118	2.430.134	2.431.118
Dezembro	2.294.135	2.519.066	2.405.615	2.423.172	2.497.567	2.449.404	2.449.404

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	28.711.664	2,88%	2,88%	-0,47%	2,88%	0,59%	1,70%
Janeiro	2.278.428	9,65%	-3,26%	3,02%	6,81%	4,85%	4,85%
Fevereiro	2.244.164	0,62%	-1,98%	-4,24%	-0,78%	-3,39%	-1,98%
Março	2.457.016	1,83%	5,76%	0,19%	3,75%	0,22%	1,83%
Abril	2.242.926	8,03%	13,94%	7,35%	11,11%	8,50%	8,50%
Maio	2.571.329	-2,55%	-1,35%	-4,41%	-1,12%	-2,55%	-2,55%
Junho	2.360.173	2,82%	-0,33%	-0,85%	2,51%	0,20%	0,20%
Julho	2.352.065	6,70%	5,42%	2,13%	5,54%	1,56%	5,42%
Agosto	2.582.021	-2,73%	0,33%	-6,32%	-3,24%	-7,24%	-3,24%
Setembro	2.354.501	3,30%	5,21%	0,40%	3,64%	0,99%	3,30%
Outubro	2.492.209	0,93%	5,99%	-1,78%	1,34%	0,90%	0,93%
Novembro	2.482.697	-1,88%	0,64%	-5,04%	-2,08%	-2,12%	-2,08%
Dezembro	2.294.135	9,80%	4,86%	5,62%	8,87%	6,77%	6,77%

Projeção de Pagantes - 2017

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	181.241.709	194.880.778	194.796.280	207.142.873	194.872.421	193.161.604	195.904.193
Janeiro	14.087.793	17.046.955	14.056.985	17.418.891	16.903.206	15.815.899	16.903.206
Fevereiro	13.878.537	15.316.271	14.616.197	15.944.683	15.387.040	14.480.755	15.316.271
Março	15.578.033	16.867.645	17.493.685	17.618.135	16.907.431	16.232.453	16.907.431
Abril	14.190.665	16.236.764	17.024.030	17.042.478	16.263.600	15.865.359	16.263.600
Maio	16.746.958	16.688.334	17.084.314	17.606.044	16.707.044	16.509.768	16.707.044
Junho	15.564.455	16.063.238	15.951.933	17.035.982	16.074.830	16.045.366	16.063.238
Julho	14.868.258	16.509.024	16.444.878	17.602.759	16.515.386	16.611.299	16.515.386
Agosto	16.933.123	16.419.369	17.514.409	17.602.222	16.420.693	16.610.695	16.610.695
Setembro	14.919.952	15.802.949	16.436.237	17.034.153	15.799.654	16.051.185	16.051.185
Outubro	15.578.211	16.240.058	17.289.039	17.601.828	16.232.104	16.544.905	16.544.905
Novembro	15.209.339	15.629.423	16.106.566	17.033.965	15.617.431	15.960.484	15.960.484
Dezembro	13.686.385	16.060.748	14.778.007	17.601.733	16.044.002	16.433.436	16.060.748

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	181.241.709	7,53%	7,48%	14,29%	7,52%	6,58%	8,09%
Janeiro	14.087.793	21,01%	-0,22%	23,65%	19,98%	12,27%	19,98%
Fevereiro	13.878.537	10,36%	5,32%	14,89%	10,87%	4,34%	10,36%
Março	15.578.033	8,28%	12,30%	13,10%	8,53%	4,20%	8,53%
Abril	14.190.665	14,42%	19,97%	20,10%	14,61%	11,80%	14,61%
Maio	16.746.958	-0,35%	2,01%	5,13%	-0,24%	-1,42%	-0,24%
Junho	15.564.455	3,20%	2,49%	9,45%	3,28%	3,09%	3,20%
Julho	14.868.258	11,04%	10,60%	18,39%	11,08%	11,72%	11,08%
Agosto	16.933.123	-3,03%	3,43%	3,95%	-3,03%	-1,90%	-1,90%
Setembro	14.919.952	5,92%	10,16%	14,17%	5,90%	7,58%	7,58%
Outubro	15.578.211	4,25%	10,98%	12,99%	4,20%	6,21%	6,21%
Novembro	15.209.339	2,76%	5,90%	12,00%	2,68%	4,94%	4,94%
Dezembro	13.686.385	17,35%	7,98%	28,61%	17,23%	20,07%	17,35%

Projeção pela composição: Isentos + Pagantes – 2017

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	209.953.373	224.418.606	224.336.048	235.719.700	224.411.465	222.041.277	225.105.294
Janeiro	16.366.221	19.545.174	16.261.175	19.766.208	19.336.697	18.204.816	19.292.123
Fevereiro	16.122.701	17.574.439	16.815.965	18.093.646	17.613.706	16.648.831	17.516.039
Março	18.035.049	19.369.655	20.092.162	20.079.699	19.456.642	18.694.883	19.409.441
Abril	16.433.591	18.659.898	19.579.589	19.450.163	18.755.688	18.298.995	18.697.236
Maio	19.318.287	19.194.134	19.620.827	20.063.886	19.249.698	19.015.639	19.212.915
Junho	17.924.628	18.490.040	18.304.409	19.376.003	18.494.315	18.410.324	18.428.196
Julho	17.220.323	19.018.615	18.924.377	20.004.916	18.997.804	19.000.146	18.994.885
Agosto	19.515.144	18.930.855	20.104.993	20.021.061	18.919.033	19.005.753	19.109.035
Setembro	17.274.453	18.235.253	18.913.412	19.398.050	18.239.961	18.428.957	18.483.489
Outubro	18.070.420	18.755.334	19.930.408	20.049.729	18.757.803	19.059.475	19.060.181
Novembro	17.692.036	18.065.395	18.605.109	19.391.434	18.048.549	18.390.618	18.391.602
Dezembro	15.980.520	18.579.814	17.183.622	20.024.905	18.541.569	18.882.840	18.510.152

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	209.953.373	6,89%	6,85%	12,27%	6,89%	5,76%	7,22%
Janeiro	16.366.221	19,42%	-0,64%	20,77%	18,15%	11,23%	17,88%
Fevereiro	16.122.701	9,00%	4,30%	12,22%	9,25%	3,26%	8,64%
Março	18.035.049	7,40%	11,41%	11,34%	7,88%	3,66%	7,62%
Abril	16.433.591	13,55%	19,14%	18,36%	14,13%	11,35%	13,77%
Maio	19.318.287	-0,64%	1,57%	3,86%	-0,36%	-1,57%	-0,55%
Junho	17.924.628	3,15%	2,12%	8,10%	3,18%	2,71%	2,81%
Julho	17.220.323	10,44%	9,90%	16,17%	10,32%	10,34%	10,31%
Agosto	19.515.144	-2,99%	3,02%	2,59%	-3,05%	-2,61%	-2,08%
Setembro	17.274.453	5,56%	9,49%	12,29%	5,59%	6,68%	7,00%
Outubro	18.070.420	3,79%	10,29%	10,95%	3,80%	5,47%	5,48%
Novembro	17.692.036	2,11%	5,16%	9,61%	2,02%	3,95%	3,95%
Dezembro	15.980.520	16,27%	7,53%	25,31%	16,03%	18,16%	15,83%

Projeção pelos passageiros pagantes Equivalente - 2017

Projeção	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	179.626.715	189.362.598	189.283.701	204.139.797	189.338.158	187.436.088	189.535.410
Janeiro	13.918.081	16.568.081	13.705.825	16.425.209	15.755.492	15.671.596	15.755.492
Fevereiro	13.814.794	14.885.407	14.251.410	15.770.065	15.036.221	14.451.309	14.885.407
Março	15.445.586	16.392.464	16.973.669	17.692.873	16.767.780	16.095.753	16.767.780
Abril	14.077.822	15.778.700	16.568.769	17.058.688	16.068.769	15.581.661	16.068.769
Maio	16.552.993	16.216.848	16.606.603	17.516.982	16.399.993	16.070.812	16.399.993
Junho	15.406.769	15.608.749	15.492.016	16.861.752	15.689.964	15.509.676	15.608.749
Julho	14.810.198	16.041.232	16.054.607	17.361.253	16.055.452	15.977.075	16.054.607
Agosto	16.726.394	15.953.424	16.969.363	17.327.037	15.924.844	15.925.355	15.953.424
Setembro	14.767.777	15.353.822	15.944.859	16.754.173	15.302.781	15.360.775	15.360.775
Outubro	15.410.638	15.777.808	16.777.981	17.309.043	15.711.001	15.819.920	15.819.920
Novembro	15.056.769	15.183.871	15.577.063	16.751.375	15.109.546	15.258.302	15.258.302
Dezembro	13.638.895	15.602.192	14.361.536	17.311.347	15.516.315	15.713.854	15.602.192

Erro (MAPE)	REAL	RLS	RLS Saz	RBF	RBT Tend	ARIMA	Conjugado
2017	179.626.715	5,42%	5,38%	13,65%	5,41%	4,35%	5,52%
Janeiro	13.918.081	19,04%	-1,53%	18,01%	13,20%	12,60%	13,20%
Fevereiro	13.814.794	7,75%	3,16%	14,15%	8,84%	4,61%	7,75%
Março	15.445.586	6,13%	9,89%	14,55%	8,56%	4,21%	8,56%
Abril	14.077.822	12,08%	17,69%	21,17%	14,14%	10,68%	14,14%
Maio	16.552.993	-2,03%	0,32%	5,82%	-0,92%	-2,91%	-0,92%
Junho	15.406.769	1,31%	0,55%	9,44%	1,84%	0,67%	1,31%
Julho	14.810.198	8,31%	8,40%	17,22%	8,41%	7,88%	8,40%
Agosto	16.726.394	-4,62%	1,45%	3,59%	-4,79%	-4,79%	-4,62%
Setembro	14.767.777	3,97%	7,97%	13,45%	3,62%	4,02%	4,02%
Outubro	15.410.638	2,38%	8,87%	12,32%	1,95%	2,66%	2,66%
Novembro	15.056.769	0,84%	3,46%	11,25%	0,35%	1,34%	1,34%
Dezembro	13.638.895	14,39%	5,30%	26,93%	13,77%	15,21%	14,39%

APÊNDICE 2 – PERGUNTAS DA SURVEY

Etapa 1

Qual sua idade?

Sua resposta _____

Qual sua ocupação?

- Empregado
- Empresário
- Autônomo
- Estudante
- Desempregado
- Aposentado

Etapa 2

Quantos dias por semana você utiliza o ônibus para sua locomoção? *

- 1 ou 2 dias
- 3 ou 4 dias
- 5 ou mais dias
- Não uso ônibus

Além do ônibus, de que alternativas você dispõe para locomoção?

- Carro/moto particular
- Compartilhamento de veículo por aplicativo (Uber, Cabify, 99taxi, etc)
- Carona
- Transporte alternativo
- Condução paga pelo empregador
- Bicicleta
- Outro: _____

Com relação à frequência, você faz mais ou menos uso do ônibus que no ano passado? *

- Mais
- Menos
- A mesma frequência do ano passado

Etapa 2.1

Selecione os motivos pelos quais passou a andar de ônibus *

- Vendi meu veículo particular
- Comecei um novo emprego ou estudo
- Melhor opção econômica
- Outro: _____

VOLTAR

PRÓXIMA

Etapa 2.1

Selecione os motivos pelos quais deixou de andar de ônibus *

- Não preciso mais me locomover longas distâncias
- Passei a usar veículo próprio
- Passei a andar de bicicleta
- Passei a usar aplicativos de compartilhamento de veículo (Uber, Cabify, 99taxis, etc)
- Encerrei meu último emprego ou estudo
- Outro: _____

Etapa 3

Você acredita que poderia fazer mais uso de ônibus do que faz hoje? *

- Sim
- Não

Etapa 3.1

Dentre os motivos abaixo, escolha qual seria determinante para você usar ônibus com mais frequência

- Menor preço
- Mais conforto
- Viagens mais rápidas
- Mais segurança
- Menos tempo de espera
- Melhores formas de pagamento

Etapa 4: Que nota você atribui ao transporte público por ônibus em Curitiba nos critérios abaixo?

Preço *

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

Tempo de viagem *

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

Conforto *

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

Segurança *

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

Tempo de espera para embarque *

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

Abrangência da rede *

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				

Formas de pagamento *

1	2	3	4	5
<input type="radio"/>				