

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA**

ALBERTO GUILHERME DE OLIVEIRA BEZERRA

Modelos de previsão de tarifa de água, aplicados a autarquias municipais e empresas privadas, nas regiões Sul e Sudeste do Brasil.

Ilha Solteira
2019

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

ALBERTO GUILHERME DE OLIVEIRA BEZERRA

Modelos de previsão de tarifa de água, aplicados a autarquias municipais e empresas privadas, nas regiões Sul e Sudeste do Brasil.

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil com ênfase na área de Recursos Hídricos e Tecnologias Ambientais

Nome do orientador

Prof.º Dr.º Marcelo Libânio

**Ilha Solteira
2019**

FICHA CATALOGRÁFICA

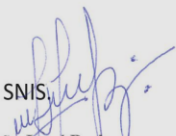
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

Bezerra, Alberto Guilherme de Oliveira.
B574m Modelos de previsão de tarifa de água, aplicados a autarquias municipais e empresas privadas, nas regiões sul e sudeste do Brasil / Alberto Guilherme de Oliveira Bezerra. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2019
101 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Recursos Hídricos e Tecnologias Ambientais, 2019

Orientador: Marcelo Libânio
Inclui bibliografia

1. Tarifa de água. 2. Redes neurais artificiais. 3. SNIS.



João Josué Barbosa

Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação
Diretor Técnico
CRB 8-5642



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Ilha Solteira

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: Modelos de previsão de tarifa de água, aplicados a autarquias municipais e empresas privadas, nas regiões Sul e Sudeste do Brasil

AUTOR: ALBERTO GUILHERME DE OLIVEIRA BEZERRA

ORIENTADOR: MARCELO LIBÂNIO

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em ENGENHARIA CIVIL, área: Recursos Hídricos e Tecnologias Ambientais pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. MARCELO LIBÂNIO
Departamento de Engenharia Hidráulica e Recursos Hídricos / Universidade Federal de Minas Gerais

Prof.ª Dr.ª LILIANE LAZZARI ALBERTIN
Departamento de Engenharia Civil / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Prof. Dr. WEBER AFONSO FIGUEIREDO COSTA
Departamento de Engenharia Hidráulica e Recursos Hídricos / Universidade Federal de Minas Gerais

Ilha Solteira, 31 de julho de 2019

DEDICATÓRIA

Dedicado à memória de meu avô, José Bezerra da Silva, e minha tia, Adriana Roberta Bezerra da Silva, figuras que tiveram grande papel em meu desenvolvimento pessoal, por meio dos bons exemplos transmitidos durante nosso convívio. Saibam que, de onde estiverem, serão sempre lembrados.

AGRADECIMENTOS

A bem da verdade, esse capítulo, caso fosse elencar todas as pessoas as quais devo agradecimentos por todas as contribuições ao longo de minha carreira acadêmica, tornar-se-ia tão extenso quanto essa pesquisa. Assim sendo, meus agradecimentos serão restringidos, mas muitos que aqui não estão citados, terão sempre minha gratidão.

Agradeço, primeiramente, a Deus, pela dádiva da vida e pelo compromisso com a constante evolução a cada novo dia de minha existência.

Aos meus pais, José Nilson e Sônia, por todo o incentivo e apoio ao longo de minha vida. À minha namorada, Lígia, que agora “virou” minha noiva, por toda a paciência e compreensão durante o período de dedicação a pesquisa. E por fim, meu irmão, Vinícius, e a toda minha família.

Ao meu orientador Marcelo Libânio, por ter aceitado esse desafio, apoiando-me e sempre disposto a aconselhar e nortear nossa pesquisa, com seu imensurável conhecimento e paciência para as várias horas de vídeo. À professora Mara Lúcia pela transmissão de uma parte de seu conhecimento estatístico e, sobretudo, no que tange às redes neurais artificiais.

Aos docentes do Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Especificamente os professores Tsunao Matsumoto, pelas orientações desde o período de graduação; Milton Dall’Aglia Sobrinho, pelo apoio durante o período de estágio docência, sendo sempre uma referência dentro da sala de aula. Por último, e não menos importante, o agora aposentado, Edson Pereira Tangerino, pelo seu incentivo, lá no longínquo ano de 2008, no primeiro projeto de pesquisa desenvolvido.

À UNESP - Ilha Solteira, onde todo meu processo de pós-graduação e, também, graduação aconteceu. Coordenadoria de Aperfeiçoamento Pessoal de Nível Superior - CAPES pelo apoio financeiro Código de Financiamento 001.

Ao companheiro de pós-graduação José Antônio Zanettoni.

A você, caro leitor, pelo interesse por essa dissertação.

“No que diz respeito ao desempenho, ao compromisso, ao esforço, à dedicação, não existe meio termo. Ou você faz uma coisa bem-feita ou não faz.” – **Ayrton Senna**

RESUMO

O objetivo do presente trabalho é avaliar modelos de previsão de tarifa de água, aplicados a autarquias municipais e empresas privadas, nas regiões Sul e Sudeste do Brasil. Utilizando a metodologia de cálculo e posterior comparação dos erros obtidos para as previsões, verificando também a aplicabilidade das tarifas previstas para cada sistema de abastecimento. Utilizou-se dois modelos de previsão, o primeiro, fundamentado em técnicas de regressão linear múltipla e o segundo, baseado na aplicação de redes neurais artificiais. Avaliando, dessa forma, a capacidade de os dois modelos em questão preverem os valores tarifários a serem cobrados pelos prestadores de serviços de abastecimento de água e coleta de esgoto, a partir da análise das tarifas anteriormente praticadas. Os dados subsidiários para elaboração dos modelos foram obtidos por meio do sistema nacional de informações sobre saneamento (SNIS). Confirmada a consistência do banco de dados primário, procedeu-se com processamento destes dados, e definição das variáveis mais intervenientes para a definição da tarifa por meio da técnica de análise de correlação. Propôs-se a classificação dos sistemas de acordo com a classe jurídica do prestador de serviço, os cenários financeiros (superávit ou déficit) destes prestadores e o porte populacional dos municípios atendidos. Os resultados obtidos indicaram que os processos de previsão, em ambos os modelos utilizados, foram capazes de prever com elevada acurácia as tarifas, e garantir a manutenção do superávit para os sistemas analisados. Muito embora ambas as classes jurídicas tenham apresentado resultados positivos, notou-se uma uniformidade no número de variáveis selecionadas para as empresas privadas independente do critério financeiro considerado.

Palavras-chave: Tarifa de água. Redes neurais artificiais. SNIS.

ABSTRACT

The objective of the present work was evaluating forecasting models for water tariff applied to municipal and private companies in the South and Southeast regions of Brazil. Using the calculation methodology and subsequent comparison of the errors obtained for the forecasts, also verifying the applicability of the forecast tariffs for each supply system. Two prediction models are used, the first based on multiple linear regression techniques and the second based on the application of artificial neural networks. Evaluating, in this way, the ability of the two models in question to predict the tariff values to be charged by the water supply and wastewater collection service providers, based on the analysis of the tariffs previously practiced. The subsidiary data for the elaboration of the models were obtained through the national sanitation information system (SNIS). Confirming the consistency of the primary database, we proceeded with processing of these data and definition of the most intervening variables for the definition of the tariff through the correlation analysis technique. The classification of the systems according to the legal class of the service provider, the financial scenarios (surplus or deficit) of these providers and the population size of the municipalities served were proposed. The obtained results indicated that the forecasting processes, in both models used, were able to predict with high accuracy the tariffs, and guaranteed the maintenance of the surplus for the analyzed systems. Although both legal classes showed positive results, there was a uniformity in the number of variables selected for private companies regardless of the financial criterion considered.

Keywords: Water tax. Artificial neural network. SNIS.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Gráfico comparativo dos valores totais de receita e despesa dos sistemas que operaram entre os anos de 2013-2017 no Brasil.	16
Figura 2 - Representação do neurônio (a) biológico e (b) computacional.	27
Figura 3 - Representação esquemática de uma rede neural “feedforward backpropagation” com o termo momento.	28
Figura 4 - Representação da etapa de treinamento de uma rede neural artificial.	29
Figura 5 - Representação da etapa de diagnóstico de uma rede neural artificial.	29
Figura 6 - Fluxograma descritivo das etapas de classificação e organização dos sistemas.	35
Figura 7 - Fluxograma representativo das etapas de seleção e verificação dos modelos de previsão..	36
Figura 8 - Total de municípios com informações e indicadores disponíveis a partir da implementação do SNIS	47
Figura 9 – Modelo de entrada de dados para a etapa de treinamento aplicada ao sistema operado no município de Baixo Guandu - ES.	58
Figura 10 – Modelo de entrada de dados para a etapa de diagnóstico aplicada ao sistema operado no município de Baixo Guandu - ES.	58
Figura 11 - Finalização do processo de treinamento/diagnóstico para o município de Baixo Guandu - ES.	59
Figura 12 - Obtenção da tarifa média projetada, para o município de Baixo Guandu ES.	59
Figura 13 - Comparativo das tarifas projetadas para as autarquias municipais, no âmbito do cenário 01.	62
Figura 14 - Comparativo das tarifas projetadas para as empresas privadas, no âmbito do cenário 01.	62
Figura 15 - Comparativo das tarifas projetadas para as autarquias municipais, no âmbito do cenário 02.	93
Figura 16 - Comparativo das tarifas projetadas para as empresas privadas, no âmbito do cenário 02.	94
Figura 17 - Comparativo das tarifas projetadas para as autarquias municipais, no âmbito do cenário 03.	100
Figura 18 - Comparativo das tarifas projetadas para as empresas privadas, no âmbito do cenário 03.	102

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Principais estudos relacionados às redes neurais artificiais.	27
Tabela 2 - Principais estudos envolvendo aplicações de redes neurais na engenharia elétrica.	30
Tabela 3 - Principais estudos envolvendo aplicações de redes neurais na engenharia civil.....	30
Tabela 4 - Distribuição total dos registros históricos de informações de sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto, entre os anos 1995-2017.....	45
Tabela 5 - Distribuição dos operadores de sistema de abastecimento de água e coleta de esgoto, de acordo com a classe jurídica, para o ano de 2017.	46
Tabela 6 - Dados disponíveis, no SNIS, referentes ao indicador AG006, para o município de Baixo Guandu-ES.	47
Tabela 7 – Parâmetros de seleção calculados para os dados disponíveis do indicador AG006	48
Tabela 8 - IDA médio anual para os sistemas selecionados, entre os anos 2007 e 2011	48
Tabela 9 - Distribuição dos sistemas de acordo com a classificação proposta para a relação “Receita x Despesa”.....	49
Tabela 10 - Distribuição dos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto de acordo com a classificação populacional, para o cenário 01, no ano de 2017.....	49
Tabela 11 - Distribuição dos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto de acordo com a classificação populacional, para o cenário 02, no ano de 2017.....	50
Tabela 12 - Distribuição dos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto de acordo com a classificação populacional, para o cenário 03, no ano de 2017.....	50
Tabela 13 - Dados utilizados para o cálculo do coeficiente de correlação de Pearson, para o município de Baixo Guandu – ES.	51
Tabela 14 - Resultados obtido calculando-se o coeficiente de correlação de Pearson (r), para todos os municípios enquadrados na classificação proposta.	51
Tabela 15 - Valores médios (positivos e negativos) do coeficiente de correlação de Pearson (r) encontrados para a classe de estratificação IV.	52
Tabela 16 - Valores médios (positivos e negativos) do coeficiente de correlação de Pearson (r) encontrados para todas as classes de estratificação propostas.....	52
Tabela 17 - Valores médios (positivos e negativos) do coeficiente de correlação de Pearson (r) encontradas para todas as classes de estratificação propostas.....	52
Tabela 18 - Variáveis Selecionadas para as autarquias e empresas privadas, para o cenário 01.	53
Tabela 19 - Variáveis Selecionadas para as autarquias e empresas privadas, para o cenário 02.	53
Tabela 20 - Variáveis Selecionadas para as autarquias e empresas privadas, para o cenário 03.	54
Tabela 21 - Bancos de dados, treinamento e diagnóstico, em sua forma original, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.	54
Tabela 22 - Bancos de dados, treinamento e diagnóstico, em sua forma original, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.	55
Tabela 23 - Bancos de dados, treinamento e diagnóstico, em sua forma normalizada, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.	55
Tabela 24 - Bancos de dados, treinamento e diagnóstico, em sua forma normalizada, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.	55
Tabela 25 - Quadro com resultados e análises obtidas por meio do processo de previsão, com base na técnica de egressão Linear, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.	56
Tabela 26 - Valores médios dos cálculos de erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	60

Tabela 27 - Valores médios dos cálculos de erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	60
Tabela 28 - Valores médios dos cálculos de erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	61
Tabela 29 - Valores médios dos cálculos de erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	61
Tabela 30 - Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 01.	64
Tabela 31 - Resultados obtidos por meio da aplicação da Tarifa Média Projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 01.	65
Tabela 32 - Resultados obtidos por meio da aplicação da Tarifa Média Projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 01.	66
Tabela 33 - Resultados obtidos por meio da aplicação da Tarifa Média Projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 01.	67
Tabela 34 - Matriz de correlação definida para os 8 indicadores selecionados para a autarquia operada no município de Baixo Guandú – ES.	69
Tabela 35 - Matriz de correlação definida para os 8 indicadores selecionados para a autarquia operada no município de Bandeira do Sul – ES.	70
Tabela 36 - Matriz de correlação definida para os 8 indicadores selecionados para a autarquia operada no município de Linhares - ES (Fonte: Próprio autor, 2019).....	70
Tabela 37 - Erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	78
Tabela 38 - Erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	78
Tabela 39 - Erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	79
Tabela 40 - Erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	79
Tabela 41 - Erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	80
Tabela 42 - Erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	80
Tabela 43 - Erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	81
Tabela 44 - Erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.	81
Tabela 45 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.	82
Tabela 46 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.	83
Tabela 47 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.	84
Tabela 48 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.	85
Tabela 49 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.	86
Tabela 50 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.	87
Tabela 51 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.	88
Tabela 52 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.	89
Tabela 53 - Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 02.	90

Tabela 54- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 02.....	91
Tabela 55- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 02.....	92
Tabela 56- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.....	95
Tabela 57- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.....	96
Tabela 58- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.....	97
Tabela 59- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.....	98
Tabela 60- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.....	99

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
2	OBJETIVO GERAL	18
2.1	Objetivo específico	18
3	REVISÃO DE LITERATURA	19
3.1	Saneamento Básico no Brasil: Investimentos e evoluções no setor	19
3.2	O impacto do esgoto na tarifa de água	23
3.3	Sistema nacional de informações sobre saneamento (SNIS)	24
3.4	Previsão e seus modelos	25
3.5	Redes neurais artificiais	27
3.6	Redes neurais artificiais e suas aplicações na engenharia	30
3.7	Escolha de variáveis para os modelos de previsão	31
4	METODOLOGIA	34
4.1	Definição da amostra de interesse	37
4.2	Coleta de Dados	38
<i>4.2.1</i>	<i>Definição do espaço amostral</i>	<i>38</i>
<i>4.2.2</i>	<i>Disponibilização das informações</i>	<i>39</i>
<i>4.2.3</i>	<i>Seleção das variáveis</i>	<i>40</i>
<i>4.2.4</i>	<i>Tratamento dos Dados</i>	<i>41</i>
4.3	Elaboração e aplicação do modelo	41
<i>4.3.1</i>	<i>Regressão linear múltipla</i>	<i>41</i>
<i>4.3.2</i>	<i>Rede Neural</i>	<i>42</i>
4.4	Validação da Proposta	42
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	45
5.1	Definição da amostra de interesse	45
5.2	Dados coletados	46
<i>5.2.1</i>	<i>Disponibilização das informações</i>	<i>47</i>
<i>5.2.2</i>	<i>Seleção de variáveis</i>	<i>50</i>
5.3	Tratamento dos dados	54
5.4	Elaboração e aplicação do modelo	55
<i>5.4.1</i>	<i>Regressão Linear</i>	<i>55</i>
<i>5.4.2</i>	<i>Rede neural</i>	<i>57</i>
5.5	Validação da proposta	59
6	CONCLUSÕES	71
6.1	Organização e seleção dos dados	71
6.2	Definição e aplicabilidade dos modelos	71
6.3	Proposições futuras	72

REFERÊNCIAS	73
Apêndice - A	78

1 INTRODUÇÃO

Segundo a Lei Federal 11.445 (BRASIL, 2007), também conhecida como Política Nacional de Saneamento Básico, o termo Saneamento Básico, no Brasil, representa o conjunto de infraestruturas, instalações operacionais e serviços de:

- 1) Abastecimento de água potável – constituído pelas atividades, pela disponibilização, pela manutenção, pela infraestrutura e pelas instalações necessárias ao abastecimento público de água potável, desde a captação até as ligações prediais e os seus instrumentos de medição;
- 2) Esgotamento sanitário – constituído pelas atividades, pela disponibilização e pela manutenção de infraestrutura e das instalações operacionais de coleta, transporte, tratamento e disposição final adequada dos esgotos sanitários, desde as ligações prediais até a sua destinação final para a produção de água de reuso ou o seu lançamento final no meio ambiente;
- 3) Limpeza urbana e manejo de resíduos sólidos – constituídos pelas atividades, pela infraestrutura e pelas instalações operacionais de coleta, transporte, transbordo, tratamento e destino final dos resíduos sólidos domiciliares e dos resíduos de limpeza urbana; e
- 4) Drenagem e manejo de águas pluviais – constituídos pelas atividades, pela infraestrutura e pelas instalações operacionais de drenagem de águas pluviais, de transporte, detenção ou retenção para o amortecimento de vazões de cheias, tratamento e disposição final das águas pluviais drenadas, contempladas a limpeza e a fiscalização preventiva das redes.

A importância do saneamento básico deve ser vista além dos impactos positivos gerados no âmbito do setor de infraestrutura. Suas características peculiares fazem com que o investimento no mesmo se traduza em elemento estratégico para o desenvolvimento econômico de longo prazo do país (SCRIPTORE, 2010).

Estimativas apresentadas por Freitas *et al.* (2014), citados por Araújo e Bertussi (2018), indicam que o acesso universalizado à rede de água tratada e esgotamento sanitário, no Brasil, pode resultar em: i) queda no número de internações, resultando em uma economia de R\$ 27,3 milhões anuais; ii) Redução de 15,5% na mortalidade por infecções gastrointestinais; iii) Redução do número de afastamento do trabalho, evitando uma perda de R\$ 258 milhões por ano; iv) ganho na massa salarial, resultando em crescimento da folha de pagamentos de R\$ 105,5 bilhões anuais; v) aumento no longo prazo da massa salarial em

torno de R\$ 31,6 bilhões anuais, em decorrência de melhoria na produtividade, devido à diminuição no atraso na educação; vi) valorização dos imóveis em torno de R\$ 178,3 bilhões; e vii) elevação do número de trabalhadores no setor de turismo, gerando R\$ 7,2 bilhões por ano em salários.

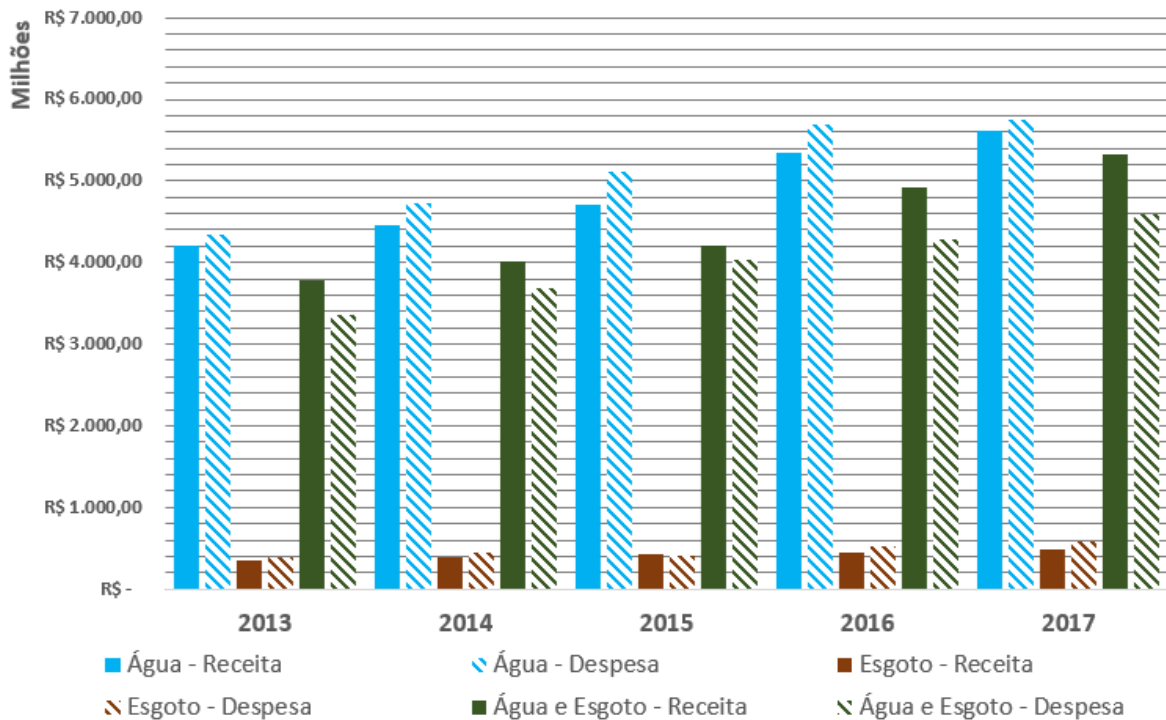
A estimativa de custos totais, em dezembro de 2013, para atendimento da universalização do acesso ao saneamento foi de R\$ 313,2 bilhões (ARAÚJO; BERTUSSI, 2018). Esse panorama, por si só, reforça a necessidade do saneamento básico não mais ser entendido como um custo, mas como um investimento.

Porém, Saini e Toneto Júnior (2010), citados por Araújo e Bertussi (2018), alertam que a previsão do extinto Ministério das Cidades era de alcance da universalização do saneamento em 2020, desde que o investimento anual, a partir de 2000, fosse em torno de 0,45% do PIB. Todavia, investiu-se no referido período aproximadamente 0,2% do PIB (ARAÚJO; BERTUSSI, 2018). Dessa forma a nova previsão feita em 2014 estima que a universalização será atingida em 2033, desde que o investimento atingisse a ordem de R\$ 304 bilhões nesse horizonte de vinte anos.

Nesse quadro inserem-se duas questões: Seria a demanda por investimentos na implantação de novos sistemas o único paradigma desse setor? Qual o panorama financeiro dos sistemas em operação no Brasil?

Segundo dados do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS), para o período 2013 – 2017, quando observadas as receitas operacionais diretas e as despesas totais com os serviços, apresentadas na Figura 01, as constatações não são otimistas. Sistemas que atendem exclusivamente abastecimento de água ou tratamento e coleta de esgoto, no período citado, apresentaram valores de receita inferiores ao valor das despesas totais do sistema, ao passo que, para os sistemas que operam simultaneamente, abastecimento de água e coleta de esgoto, o panorama se inverte.

Figura 1 - Gráfico comparativo dos valores totais de receita e despesa dos sistemas que operaram entre os anos de 2013-2017 no Brasil.



Fonte: (Próprio autor, 2019)¹

Nesse contexto, constata-se um amplo campo cujas possibilidades de pesquisas podem auxiliar na melhoria dos prognósticos do setor de saneamento básico no Brasil, sobretudo no que se refere a operação dos sistemas já existentes.

Segundo Cerqueira *et al.* (2016) os estudos e as discussões quanto a gestão dos recursos hídricos estão voltados, em sua maioria, para temas relacionados à governança. Ainda segundo o autor citado as pesquisas majoritariamente tratam de revisões bibliográficas seguidas de estudos de casos. Para Cerqueira, *et al* (2016) a produção acadêmica apresenta-se muito focada em descrição da realidade atual, expondo a estrutura, funcionamento, deficiências e avanços nos instrumentos de gestão, e em unidades básicas de gestão.

Nota-se ausência de estudos que tratem efetivamente da tarifação dos sistemas de abastecimento de água já existentes no Brasil. De maneira geral existe pouca bibliografia relacionada especificamente a tarifação de água, e quando existente, a abordagem está relacionada a cobrança pelo uso da água bruta definida pelos comitês de bacia conforme elencado por Cerqueira *et al.* (2016).

¹ Obs.: os valores apresentados para os sistemas de abastecimento de água e tratamento de esgoto representam 10% do valor total, tal artifício foi utilizada para reduzir a escala do eixo vertical.

Destacam-se os estudos realizados pela Agência Reguladora de Saneamento e Energia do Estado de São Paulo (A.R.S.E.S.P.) publicados na Nota Técnica Final nº RTS/01/2012 cujo objetivo é explicar e justificar as bases para a definição da metodologia a ser utilizada no cálculo tarifário da Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo (SABESP), em atendimento a Lei Complementar Estadual 1.025. De maneira resumida o estudo citado define “um mecanismo de preço máximo com base nos custos eficientes projetados para o ciclo tarifário, um sistema de incentivos para a melhoria da qualidade de serviço e reajustes tarifários anuais para reajustar as tarifas por eficiência, de acordo com a atualização monetária segundo um índice de preços e em função do regime de qualidade” (ARSESP, 2012).

Checco (2017) faz uma análise do setor de saneamento no Brasil e discute a metodologia empregada pela SABESP para a definição do cálculo da tarifa praticada, do ponto de vista da política tarifária de água e esgoto em São Paulo.

Ambas as referências citadas, apresentam estudos focados na definição tarifária, todavia nenhum apresenta metodologia para seleção das variáveis empregadas no processo de cálculo da tarifa.

Esta pesquisa tem como foco adentrar um campo do saber até então pouco discutido. Para tanto propõe um modelo de previsão da tarifa média a ser praticada pelos operadores de sistemas de abastecimento de água e tratamento de esgoto a partir da seleção das variáveis empregadas. Serão então utilizados os dados disponíveis no SNIS para os sistemas operantes nas regiões Sul e Sudeste do Brasil. Procura-se estabelecer um comparativo entre dois modelos de previsão, um baseado em regressão linear múltipla e outro, baseado em sistemas inteligentes (redes neurais artificiais).

2 OBJETIVO GERAL

Avaliar a utilização de modelos de previsão baseados em redes neurais para a previsão de tarifa de água em sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto.

2.1 Objetivo específico

- Comparação entre os resultados obtidos para as autarquias municipais e empresas privadas.

3 REVISÃO DE LITERATURA

3.1 Saneamento Básico no Brasil: Investimentos e evoluções no setor

Na década de 60, as estruturas até então utilizadas para o setor de saneamento básico ou as formas de intervenção (União, Estados e Municípios), não apresentaram eficácia no acompanhamento da evolução do país, tanto estrutural quanto populacional, uma vez que o índice de atendimento de água em área urbana, até aquela data era de 45%, e o cenário para área rural era de 20% (BRASIL (2008), citado por Cruz e Ramos (2016))

Segundo Pedrosa (2001), citado por Araújo e Bertussi (2018), com a criação do Sistema Financeiro de Saneamento (SFS) em 1968, surge o que pode ser considerado o primeiro grande plano para mudança no panorama do saneamento básico no Brasil. Três anos depois, em 1971, iniciou-se a implantação do Plano Nacional de Saneamento (Planasa). Esse plano apresentava as principais diretrizes e objetivos da política tarifária, cujos principais pontos são:

- Autossustentação das companhias estaduais de saneamento, por meio de Fundos Estaduais de Água e Esgoto (FAEs);
- Adequação dos níveis tarifários à capacidade de pagamento da população, sem prejuízo ao equilíbrio entre receita e custos dos serviços;
- Remuneração anual de 12% sobre o investimento e;
- Regulação por meio do método de tarifação pelo custo do serviço.

Ainda segundo Pedrosa (2001), citado por Araújo e Bertussi (2018), a Lei n.º 6.528, promulgada no ano de 1978, estabeleceu critérios para a fixação tarifária no setor. Segundo a referida lei, as tarifas deveriam considerar a viabilidade do equilíbrio econômico-financeiro das empresas estaduais bem como aspectos sociais para garantir o acesso dos usuários de menor renda.

No mesmo ano, o Decreto n.º 82.587 regulamentou a Lei n.º 6.528, estabelecendo que a fixação de tarifas deveria seguir o seguinte procedimento:

- O Ministro do Interior (Minter) deveria estabelecer as normas gerais de tarifação e fiscalizar a sua aplicação;
- Os governos estaduais deveriam realizar os estudos e as propostas tarifárias;

- O Banco Nacional de Habitação (BNH) seria o responsável pela análise das propostas. Após a análise, essas seriam encaminhadas para o Minter, que só poderia autorizar o reajuste mediante aprovação do Conselho Interministerial de Preços (CIP).

De acordo com Araújo e Bertussi (2018), essa centralização, reflexo do regime político vigente à época, trouxe como resultado ao BNH um papel cada vez mais de regulador público.

Uma das premissas básicas previstas pelo Planasa era a manutenção das tarifas em níveis reais, possibilitando a sustentabilidade econômica das companhias de saneamento (ARAÚJO; BERTUSSI, 2018). Entretanto visando o controle da inflação, segundo Pedrosa (2001) citado por Araújo e Bertussi (2018), as tarifas foram reajustadas abaixo do índice inflacionário, resultando em situações em que a tarifa não supria sequer as despesas operacionais. Visando corrigir essa problemática, em 1991, o Decreto n.º82.587/1978 foi revogado. Como efeito instaurou-se a autonomia às concessionárias para estabelecer tarifas compatíveis com suas necessidades (PEDROSA (2001), citado por ARAÚJO; BERTUSSI (2018)

Turola (2002), citado por Araújo e Bertussi (2018), classifica o Planasa como a única política articulada entre os entes da federação para o financiamento e modernização do saneamento no país, sendo essa sucedida apenas por políticas geralmente pontuais e com baixa articulação entre os entes.

Em 2007 instituiu-se a Política Nacional de Saneamento Básico (PNSB) — Lei Federal n.º 11.445. Essa foi tida como o novo marco regulatório do setor, ainda que antecedida por um projeto de lei datado da época da Assembleia Constituinte de 1987. Araújo e Bertussi (2018) ressaltam que essa lei definiu diretrizes de grande importância para o exercício da função de regulação, dentre as quais se destacam, em seus Artigos 21 e 22:

- I. Independência decisória;
- II. Técnica e objetividade das decisões;
- III. Estabelecimento de padrões para a adequada prestação de serviços;
- IV. Garantia de cumprimento das condições e metas estabelecidas;
- V. Prevenção e repressão do abuso de poder econômico;

- VI. Definição das tarifas mediante mecanismos de indução à eficiência e à eficácia dos serviços.

Segundo reforça o Capítulo VI do PNSB, “os serviços de saneamento serão remunerados pela cobrança dos mesmos”. Dessa forma, define-se a tarifa como o instrumento cujo objetivo é garantir que os prestadores de serviço de saneamento obtenham remuneração, gerando assim uma receita que, no mínimo, cubra suas despesas. Pela ótica do consumidor, trata-se a tarifa como o valor pago pelo serviço. Porém, é importante que esse instrumento não seja confundido com a cobrança pelo uso do bem natural (água), que é definido pela Política Nacional de Recursos Hídricos.

De acordo com as diretrizes definidas pelo decreto regulamentador da PNSB (Decreto Federal n.º 7.217/2010) notam-se os pontos que estabelecem que as tarifas devem garantir:

- I. Prioridade para atendimento das funções essenciais relacionadas à saúde pública,
- II. Ampliação do acesso dos cidadãos e localidades de baixa renda aos serviços;
- III. Geração dos recursos necessários para a realização dos investimentos, visando o cumprimento das metas e objetivos do planejamento;
- IV. Inibição do consumo supérfluo e do desperdício de recursos;
- V. Recuperação dos custos incorridos na prestação do serviço, em regime de eficiência;
- VI. Remuneração adequada do capital investido pelos prestadores dos serviços contratados;
- VII. Estímulo ao uso de tecnologias modernas e eficientes, compatíveis com os níveis exigidos de qualidade, continuidade e segurança na prestação dos serviços; e
- VIII. Incentivo a eficiência dos prestadores dos serviços.

Convém ressaltar que a lei prevê a possibilidade de adoção de subsídios tarifários e não tarifários para os usuários que não tenham condições de pagamento e para as localidades que não possuam escala suficiente para a cobertura do custo integral dos serviços (ARAÚJO; BERTUSSI, 2018).

Dentre os subsídios destacam-se:

- Os diretos cujos favorecidos são usuários determinados;
- Indiretos que atendem ao prestador dos serviços;
- Tarifários integrados a estrutura tarifária;
- Fiscais resultantes da alocação de recursos orçamentários; e
- Internos a cada título ou entre localidades nos casos de gestão associada e de prestação regional.

Conforme destacado por Brasil (2007), citado por Araújo e Bertussi (2018) o Artigo 30 da Lei Nacional define que a estrutura de cobrança e remuneração dos serviços públicos de saneamento pode considerar os seguintes fatores:

- I. Categorias de usuários, distribuídas por faixas ou quantidades crescentes de utilização ou de consumo;
- II. Padrões de uso ou de qualidade requeridos;
- III. Quantidade mínima de consumo ou de utilização do serviço, visando à garantia de objetivos sociais, como a preservação da saúde pública, o adequado atendimento dos usuários de menor renda e a proteção do meio ambiente;
- IV. Custo mínimo necessário para disponibilidade do serviço em quantidade e qualidades adequadas;
- V. Ciclos significativos de aumento da demanda dos serviços, em períodos distintos ; e
- VI. Capacidade de pagamento dos consumidores.

Araújo e Bertussi (2018) ressaltam que não existe na lei uma determinação do critério específico para o método de definição da tarifa, assim como para definição de índices de reajuste e revisão tarifária, possibilitando, maior liberdade para o titular e o ente regulador definirem os critérios que julgarem mais adequados à sua realidade.

Madeira (2010), citado por Araújo e Bertussi (2018), destacam 3 métodos para definição da tarifa e índices de reajuste. São eles:

- 1) Regulação por taxa de retorno ou regulação por custo de serviço: neste modelo a tarifa é definida de forma a garantir determinada taxa de retorno sobre o capital fixo. Apresenta como vantagens permitir o acompanhamento contínuo do desempenho operacional. Garantir a oferta adequada dos serviços, assim como tarifas mais acessíveis. As desvantagens residem no baixo incentivo para

a redução dos custos e para a melhoria das tecnologias e o incentivo ao sobreinvestimento;

- 2) Regulação por preço-teto ou *price cap*: esse modelo define um teto para a tarifa e o reajuste tarifário ocorre a partir do cálculo do índice de preço, com diminuição do ganho de produtividade. As principais vantagens desse modelo são o estímulo à eficiência produtiva e à inovação, baixo custo para regulação, menor chance de captura do regulador pela empresa e flexibilidade da firma para reduzir custos. Por outro lado, as desvantagens são a possibilidade de subinvestimento e problemas relacionados a dificuldade em se calcular a produtividade.
- 3) Regulação por incentivo: para esse modelo ocorre uma forma intermediária entre os dois tipos anteriores, objetivando um compartilhamento entre lucros e custos, de maneira que apenas uma parcela da elevação ou diminuição dos custos é repassada para as tarifas. Apresenta como vantagem o incentivo a redução de custos e ao aumento da eficiência. Entretanto, as desvantagens listadas são os problemas relacionados a dificuldade em se calcular a produtividade, bem como nos demais tipos de regulação, deficiências para o processo de definição tarifária.

3.2 O impacto do esgoto na tarifa de água

Historicamente o serviço de esgotamento sanitário (coleta, afastamento e tratamento) não é tratado como prioridade pelos gestores públicos. Tal fato pode ser evidenciado quando comparado o percentual de atendimento de água potável, coleta de esgoto sanitário e tratamento desse esgoto. Para a cidade de São Paulo, por exemplo, cerca de 99,2% da população é atendida com fornecimento de água potável, 73% da mesma população conta com serviço de coleta de esgoto, e apenas 55% de todo o esgoto coletado passa por tratamento adequado (CHECCO, 2017).

Entre os anos de 2014 e 2015, período de grave crise hídrica, sobretudo na capital paulista, a SABESP ajustou seu plano de investimento redirecionando recursos que seriam empregues no sistema de esgoto para obras para aumentar a capacidade de captação de água (CHECCO, 2017).

Tais práticas são exemplos do quão distintos são os tratamentos dispensados pelos prestadores ao sistema de abastecimento de água e o sistema de tratamento de esgoto.

De acordo com Checco (2017), não existe um modelo de precificação próprios para os serviços de esgotamento sanitário. Ocorre que os prestadores de serviço definem as tarifas de acordo com uma razão do consumo de água, entre 80% e 100% do valor da tarifa de água. Com isto, o valor do serviço que é negligenciado pela falta de tarifa adequada acaba sendo pago, indiretamente, pela tarifa de água.

3.3 Sistema nacional de informações sobre saneamento (SNIS)

O sistema foi criado em 1996 e administrado pelo Governo Federal, no âmbito da Secretária Nacional de Saneamento Ambiental (SNSA) do Ministério das Cidades (MCID). O SNIS constitui o maior e mais importante sistema de informação do setor de saneamento no Brasil, sendo todos os dados disponibilizados gratuitamente a qualquer interessado por meio do site oficial (<http://www.snis.gov.br>)

Trata-se de um banco de dados no qual estão contidas informações de caráter institucional, administrativos, operacional, gerencial, econômico-financeiro, contábil e de qualidade referentes à prestação dos serviços relacionados ao saneamento básico. Atualmente, divide-se o sistema em Água e Esgoto (SNIS-AE), Resíduos Sólidos (SNIS-RS) e Águas Pluviais (SNIS-AP).

A disponibilização dos dados ocorre por meio de planilhas eletrônicas. Essas são divididas em dois grupos: indicadores e informações. Ressalta-se que o SNIS não coleta indicadores, mas sim as informações primárias com as quais o sistema calcula os indicadores.

Os dados são divulgados anualmente, com defasagem de dois anos, isso é, no ano de 2018 estão disponíveis os dados do ano de 2016. Os dados do SNIS-AE são publicados desde 1996. Os relativos ao SNIS-RS tiveram sua divulgação iniciada em 2002. Por fim, em 2015 teve início a divulgação dos dados do SNIS-AP.

Destacam-se como objetivos do referido sistema:

- I. Planejamento e execução de políticas públicas,
- II. Orientação da aplicação de recursos;
- III. Conhecimento e avaliação do setor saneamento;
- IV. Avaliação de desempenho dos serviços;
- V. Aperfeiçoamento da gestão;
- VI. Orientação de atividades regulatórias e de fiscalização;

VII. Exercícios do controle social.

O Relatório de Diagnóstico de Água e Esgoto de 2017 ressalta que, para cada formulário correspondente a grupos homogêneos de informações, o sistema exige o preenchimento de, no mínimo, 75% dos campos (no caso das informações cadastrais, financeiras, operacionais de água, operacionais de esgoto, de qualidade dos serviços e de tarifas), sendo que esse número chega a 100% nos casos dos formulários de informações gerais e de balanço. Além disso, dentro dos formulários em que se exige 75% dos campos, há uma coleção de 79 informações que são obrigatórias, ou seja, têm que ser fornecidas para todos os municípios atendidos pelo prestador de serviços. Tal exigência visa aumentar a adesão ao SNIS, vinculando a liberação de recursos do Ministério do Desenvolvimento Regional à adimplência dos operadores às regras do sistema.

3.4 Previsão e seus modelos

O termo “previsão” pode ser definido como “um processo metodológico para a determinação de dados futuros baseados em modelos estatísticos, matemáticos ou econométricos ou ainda em modelos subjetivos apoiados em uma metodologia de trabalho clara e previamente definida”, segundo Morettin (2004), citado por Florêncio (2016).

Quando utilizados modelos de previsão é necessário entender que não atingimos uma previsão perfeita da variável dependente, é de grande valia estimarmos o intervalo de valores previstos, não confiando somente em uma única estimativa (HAIR Jr. *et al.* 2005).

Os métodos de previsão podem ser divididos em dois grupos: métodos qualitativos e métodos quantitativos. Os métodos qualitativos, segundo Florêncio (2016), fazem previsões com base em opiniões e sentimentos, representando, em sua essência, uma abordagem subjetiva. Por outro lado, os métodos quantitativos analisam dados, por meio da estatística, de tal forma que são capazes de realizar previsões, e ainda possibilitam que diferentes especialistas obtenham previsões idênticas (MARTINS; LAUGENI, 2006, citado por FLORÊNCIO, 2016).

Os métodos quantitativos subdividem-se em: séries temporais e modelos causais. O primeiro subgrupo examina o padrão do comportamento passa de um fenômeno no tempo e utiliza a análise para prever o comportamento futuro desse fenômeno (FLORÊNCIO, 2016). O segundo subgrupo, por vezes chamado de explanatórios, conforme Viglione (2007), citado

por Florêncio (2016), realizam o cálculo da previsão por meio da elaboração de modelos econométricos.

É de vital importância que se tenha em mente que previsões baseadas em séries temporais partem do princípio que um dado futuro será uma projeção de dados do passado (FLORÊNCIO, 2016), devendo, dessa forma a previsão constituir-se de uma ferramenta auxiliar para a tomada de decisão, e não um fim em si.

As principais ferramentas metodológicas empregadas em modelos de previsão são: média móvel aritmética, média com suavização exponencial, modelos com tendências e sazonalidades, modelos ARIMA (Box-Jenkins), regressão linear, modelos econométricos e mais recentemente as redes neurais artificiais (FLORÊNCIO, 2016).

Segundo destacado por Devore (2016), a relação matemática determinística mais simples entre duas variáveis x e y é uma relação linear representada pela Equação 3.4.1:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x \quad (3.4.1)$$

Trata-se do conjunto de pares (x, y) para o qual a Equação 3.4.1 determina uma linha reta com inclinação β_1 e intercepto β_0 . Com isso, pode-se dizer que se duas variáveis não estiverem relacionadas deterministicamente, então, para um valor fixo da variável independente x , o valor da variável y será aleatório.

De maneira análoga, pode-se entender que a regressão linear múltipla é, basicamente, a extrapolação do modelo de regressão linear simples aplicado a mais de duas variáveis independentes. Sendo representada pela Equação 3.4.2:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (3.4.2)$$

Onde:

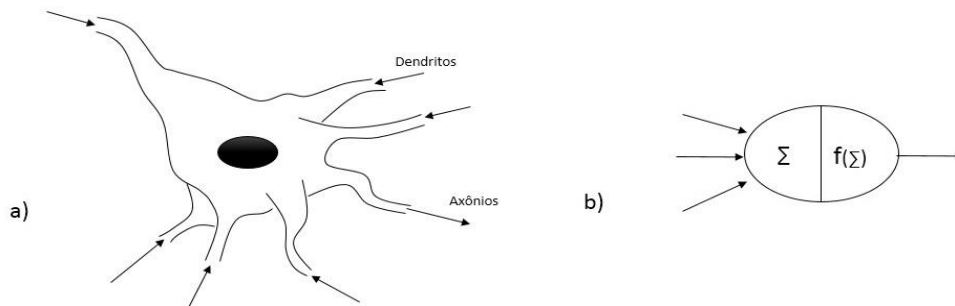
Y = corresponde a variável dependente (ou variável resposta);
 x_i = as variáveis independentes (ou variáveis explicativas);
 β = os coeficientes de regressão de cada variável independente x ;
 k = o número de parâmetros (Hamdan 2016).

Hair Jr *et al.* (2005) definem análise de regressão linear como “uma técnica estatística que pode ser usada para analisar a relação entre uma única variável dependente (critério) e várias variáveis independentes (preditoras).”

3.5 Redes neurais artificiais

Segundo Villamagna (2013), as redes neurais artificiais são “modelos computacionais inspirados no cérebro humano e apresentam a capacidade de reconhecer, classificar, converter e aprender padrões”. Dessa afirmação é possível simplificar e entender as redes neurais como sendo o resultado do interesse de se entender o cérebro humano e, com esse conhecimento, desenvolver ferramentas capazes de mimetizar as funções cerebrais. Conforme representado na Figura 02 a seguir.

Figura 2 - Representação do neurônio (a) biológico e (b) computacional.



Fonte: (Samarasinghe, 2007)

Lopes (2000) define as redes neurais como “conjuntos bem estruturados de unidades de processamento, interligadas por canais de comunicação, cada qual tendo um determinado peso correspondente a um valor numérico. Elas consistem de unidade de processamento (neurônios) conectados entre si formando uma disposição estrutural de camadas e conexões entre camadas.”

A

Tabela 1 a seguir elenca os principais estudos que inauguraram o desenvolvimento científico das redes neurais artificiais.

Tabela 1 - Principais estudos relacionados às redes neurais artificiais.

Autor	Conceito
McCulloch e Pitts (1949)	Modelagem matemática do neurônio biológico;
Hebb (1949)	Capacidade de aprendizado por meio da variação de pesos de entrada dos neurônios;
Rosenblatt (1957)	Criação da rede neural <i>Perceptron</i> ;
Werbos (1974)	Desenvolvimento do algoritmo de treinamento <i>Backpropagation</i>

Fonte: Elaboração do próprio autor.

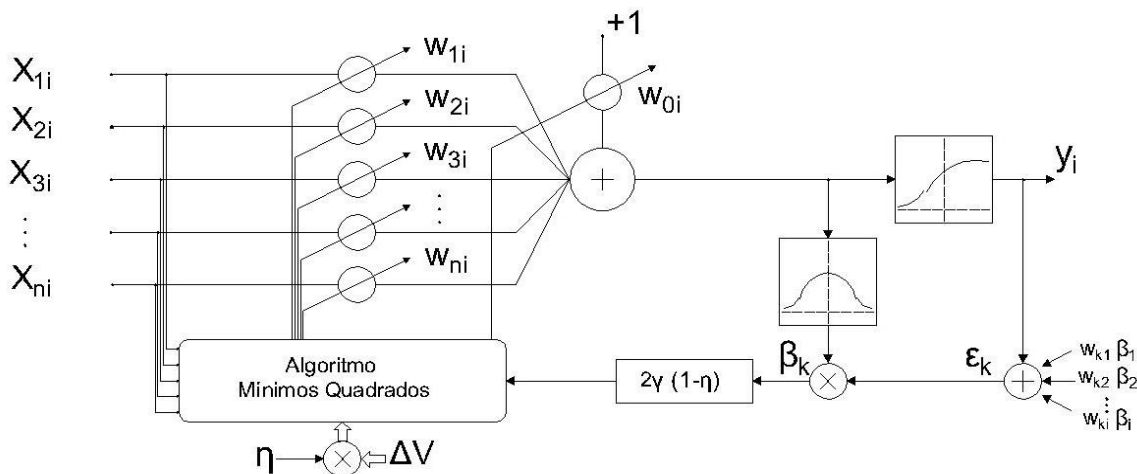
Segundo Braga *et al.* (2008), citado por Villamagna (2013), as redes neurais são empregadas em diversas áreas do conhecimento, tais como reconhecimento de padrões,

processamento de sinais digitais e imagens, otimização, visão computacional, robótica, previsão de séries temporais e outros.

Em parte o interesse atual pelas redes neurais deve-se ao fato de os modelos de rede neural serem vistos como aproximadores universais, capazes de mapear tanto funções lineares quanto não-lineares, conferindo a esses uma posição de destaque sobretudo em processo de previsão e classificação (FLORENCIO, 2016).

Filho (2006) relata que as arquiteturas de rede neural multicamadas seja, talvez, a mais utilizadas. São redes *feedforward* caracterizadas por interconexão entre os neurônios, conforme a Figura 03. Para essas redes neurais, segundo Lopes (2000), os dados fluem das unidades de entrada para as unidades de saída.

Figura 3 - Representação esquemática de uma rede neural “*feedforward backpropagation*” com o termo momento.

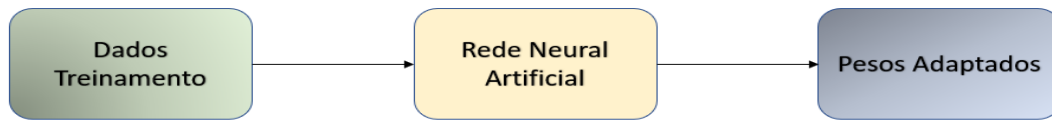


Fonte: (Lopes, 2000).

Os processos que compõem os sistemas inteligentes baseados em redes neurais artificiais dividem-se em duas etapas: treinamento e diagnóstico.

Para o processo de treinamento, conforme apresentado na Figura 4, pode-se entender as entradas $X_{1i} \dots X_{ni}$ como os dados contidos no banco de dados de treinamento (variáveis independentes). Os pesos $W_{1i} \dots W_{ni}$ serão atribuídos aleatoriamente pela rede neural, e serão ajustados, por meio do algoritmo de treinamento, à medida que as iterações reduzirem o erro ϵ_k . Esse erro é entendido como o valor definido por meio da comparação entre a variável dependente de saída (Y_i) e o valor real da variável analisada.

Figura 4 - Representação da etapa de treinamento de uma rede neural artificial.



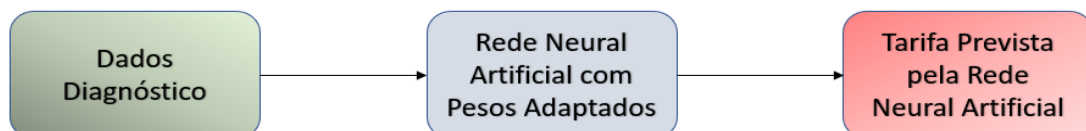
Fonte: (Próprio Autor, 2019)

Segundo Haykin (2009), citado por Florêncio, (2016) o *backpropagation* é tido como o algoritmo de treinamento mais utilizado. O algoritmo utiliza a técnica do gradiente descendente para o ajuste dos pesos sinápticos, com a convergência do erro calculado pela rede neural artificial, a um valor pré-estabelecido. Antes desse algoritmo, os processos de treinamento das redes neurais apresentavam elevada complexidade e aplicabilidade apenas a problemas linearmente separáveis (FILHO, 2006).

Entretanto, as redes neurais multicamadas associadas ao algoritmo *backpropagation* apresentam algumas desvantagens destacando-se a baixa velocidade de convergência, ocorrência de mínimos locais que resultam na saturação da rede (termo empregado para a não convergência do processo). Insere-se, em alguns casos, um termo denominado “momento(η)” na tentativa de reduzir o tempo de convergência do processo iterativo. Em suma, Lopes (2000) explica que o termo momento promove movimentos em uma direção fixa, de maneira que se vários passos fossem tomados na mesma direção o processo de treinamento da rede ganha velocidades.

Para a etapa de diagnóstico, apresentada na Figura 05, os valores dos pesos definidos na etapa de treinamento são mantidos fixos e as entradas $X_{1i} \dots X_{ni}$ são, então, substituídas pelos valores do banco de diagnóstico.

Figura 5 - Representação da etapa de diagnóstico de uma rede neural artificial.



Fonte: (Próprio Autor, 2019)

Outra desvantagem é a definição dos parâmetros operacionais da rede (momento, taxa de treinamento) visto que esses são definidos por meio de método de tentativa e erro, demandando um grande esforço para determinação de uma estrutura satisfatória (FILHO, 2006).

Detalhes específicos e informações complementares sobre redes neurais e suas arquiteturas estão fora do escopo desse trabalho, uma vez que os mesmos apresentam vasta bibliografia (SAMARASINGHE, 2007; HAYKIN, 2001; LOPES, 2000)

3.6 Redes neurais artificiais e suas aplicações na engenharia

As técnicas de previsão baseadas em redes neurais artificiais são bastante utilizadas no campo da engenharia elétrica conforme apresentados na Tabela 02.

Tabela 2 - Principais estudos envolvendo aplicações de redes neurais na engenharia elétrica.

Autor	Ano	Tema
Velásquez	2006	Seleção de variáveis para previsores neurais de carga
Oliveira	2012	Previsão de cargas elétricas por meio de uma rede neural híbrida <i>back-art fuzzy</i>
Novaes et al.	2016	Redes neurais artificiais aplicadas na previsão do preço no mercado Ibérico de eletricidade
Villamagna	2013	Seleção de modelos de séries temporais e redes neurais artificiais na previsão de consumo e demanda de energia elétrica
Queiroz	2007	Previsão de custos marginais em mercado de energia elétrica utilizando redes neurais

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Estudos também começam a ganhar destaque também nas diferentes áreas de conhecimento da engenharia civil, conforme a Tabela 03.

Tabela 3 - Principais estudos envolvendo aplicações de redes neurais na engenharia civil.

Autor	Ano	Tema
Lorenzi	2009	Aplicações de redes neurais artificiais para estimativa da resistência à compressão do concreto a partir da velocidade de propagação de pulso ultrassônico.
Neto et al.	2004	Redes neurais artificiais para estimativa de custos de construção civil.
Odan.	2013	Estudo de confiabilidade aplicado à otimização das operações em tempo real de redes de abastecimento de água.
Falkenberg et al	2003	Redes neurais artificiais aplicadas à previsão de consumo de água.
Souza e Souza	2010	Rede neural artificial aplicada à previsão de vazão da bacia hidrográfica do rio Piencó

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Berry e Linoff (1997), citado por Florêncio (2016), destacam que a modelagem por meio de redes neurais artificiais vem se consolidando como uma das principais técnicas de processamento de dados, em função do desempenho dos computadores que permitem o processamento de grandes bancos de dados.

Porém, com base nas características apresentadas pelas redes neurais artificiais, destacadas por Freitas (2008) e Mileski (2007), citado por Florêncio (2016), destacam-se:

- Capacidade de aprendizagem: as redes neurais artificiais utilizam exemplos de entrada e saídas, pelas quais, por meio de um algoritmo de treinamento, conseguem ajustar suas estruturas internas e, com isso, mapear as relações entre as entradas e saídas apresentadas;
- Não-linearidade: são capazes de representar domínios complexos, por mapeamentos de entrada e saída com não-linearidade;
- Generalização: diante de uma informação incompleta ou parcialmente afetada, possuem a capacidade de completar o raciocínio corretamente. Assim, para entradas desconhecidas, diferentes daquelas apresentadas no conjunto de treinamento, as redes neurais artificiais possuem a capacidade de, geralmente, produzir saídas razoáveis a partir de treinamento adequado;
- Robustez e tolerância a falhas: a eliminação de alguns neurônios não afeta completamente o funcionamento global;
- Paralelismo: em função da ativação de diversos neurônios ao mesmo tempo, não existe restrição que force o processamento sequencial das instruções;
- Elevada adaptabilidade: mesmo treinada em um determinado ambiente, a rede neural artificial pode ter sua representação do conhecimento adaptada a partir de um treinamento adicional visando incorporar mudanças no ambiente.

3.7 Escolha de variáveis para os modelos de previsão

Independente do modelo de previsão utilizado, a extração das variáveis de entrada mais relevantes é vista como um pré-requisito para sua aplicação bem-sucedida, para qualquer modelo de previsão (VELASQUÉZ, 2006). Ainda para o autor citado, essa necessidade fica evidente quando se tem em mente que uma rede neural artificial é treinada para identificar relações não lineares entre pares de dados de entrada e saída.

Segundo Fávero *et al.* (2009) citados por Fávero (2017), a técnica de regressão linear oferece, prioritariamente, a possibilidade de que seja estudada a relação entre um ou mais variáveis explicativas, que se apresentam na forma linear, e uma variável dependente quantitativa. Vale ressaltar que, segundo Neufeld (2003), a análise de regressão linear múltipla é uma ferramenta que permite explicar a relação entre um grupo de variáveis. Cabe

observar que a análise de regressão linear não determina a direção de causalidade; essa determinação, a rigor, deve ser feita antes pela análise de correlação.

Devore (2016) explica que há várias situações em que o objetivo de estudar o comportamento conjunto de duas variáveis é verificar se elas estão relacionadas, e não utilizar uma para prever o valor da outra. Para Viáli (2019), com duas ou mais variáveis, é de interesse conhecer se elas possuem alguma relação entre si, isso é, se os valores altos (baixos) de uma das variáveis implicam em valores altos (baixos) da outra variável.

Conforme também destacado por Hamdan (2016) o grupo de indicadores que melhor explicam um determinado sistema pode não ser adequado para descrever outra unidade. O efeito da seleção de variáveis não representativas pode ser verificado para os modelos de previsão, por meio da ocorrência de processos de treinamento demorados e resultados inválidos.

Velásquez (2006) relata que diferentes métodos para identificação de variáveis têm sido utilizados, em sua maioria conjugando usualmente técnicas de análise de correlação com heurísticas e experiência do operador. O autor citado relata que a autocorrelação linear é o mais comum entre os métodos de extração de variáveis, possibilitando a obtenção de informações a partir de duas variáveis. Tem-se, de maneira genérica, uma variável denominada dependente (variável de interesse) e a outra é a variável independente

Hair Jr. *et al.* (2005) relatam que “o conceito de associação, representado pelo coeficiente de correlação linear (r), é fundamental na análise de regressão, no sentido de descrever a relação entre duas variáveis.” Ainda segundo o autor citado, quando as mudanças em uma variável se associam com as mudanças na outra variável, diz-se que essas duas variáveis estão correlacionadas.

Por definição, sejam n pares numéricos $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots (x_n, y_n)$, é natural dizer que x e y possuem uma relação positiva (negativa) se os x grandes (pequenos) são emparelhados com os y grandes (pequenos) (DEVORE,2016).

A situação ideal para um pesquisador seria ter diversas variáveis independentes altamente correlacionadas com a variável dependente, mas com pouca correlação entre elas próprias (HAIR Jr. *et al.*, 2005).

Segundo Fávero e Belfiore (2017) surge então o problema da multicolinearidade. esse ocorre quando existem correlações elevadas entre variáveis independentes e em casos extremos, essas correlações podem ser perfeitas ($r=1$). isso significa que existe uma relação linear entre as variáveis. Os autores exemplificam que a multicolinearidade pode ser entendida como a existência de variáveis que apresentam a mesma tendência durante alguns períodos.

De acordo com Hair Jr. *et al.* (2005), várias são as ferramentas propostas para resolução do problema de multicolinearidade, tais como:

- (i) Excluir uma ou mais variáveis independentes altamente correlacionadas e identificar outras variáveis independentes para ajudar na previsão. Tal procedimento deve ser feito com cautela, pois, nesse caso, há o descarte de informações, contida nas variáveis removidas;
- (ii) Usar o modelo com variáveis independentes altamente correlacionadas apenas para a previsão, ou seja, não interpretar os coeficientes de regressão;
- (iii) Usar as correlações lineares simples entre cada variável independente e a dependente para compreender a relação entre variáveis independentes e dependentes;
- (iv) Usar um método mais sofisticado de análise como a regressão Bayesiana (ou um caso especial – regressão *ridge*) ou a regressão sobre componentes principais para obter um modelo que reflita mais claramente os efeitos simples das variáveis independentes.

Aranha (2008) citado por Miloca e Conejo (2009), sugere que os escores fatoriais, obtidos por meio da técnica denominada Análise Fatorial, também podem ser utilizados como variáveis de interesse em modelo de regressão.

Neste trabalho o problema da multicolinearidade foi tratado segundo o proposto no item ii, dentre os citados acima. De tal forma que buscou-se verificar o efeito da multicolinearidade em ambas as ferramentas propostas para a previsão da tarifa média a ser praticada pelos operadores do sistema.

As consequências desta escolha podem resultar, para modelos de regressão, em erros-padrão elevados e, em alguns casos, a impossibilidade de qualquer estimação (HAIR Jr. *et al.*, 2005).

4 METODOLOGIA

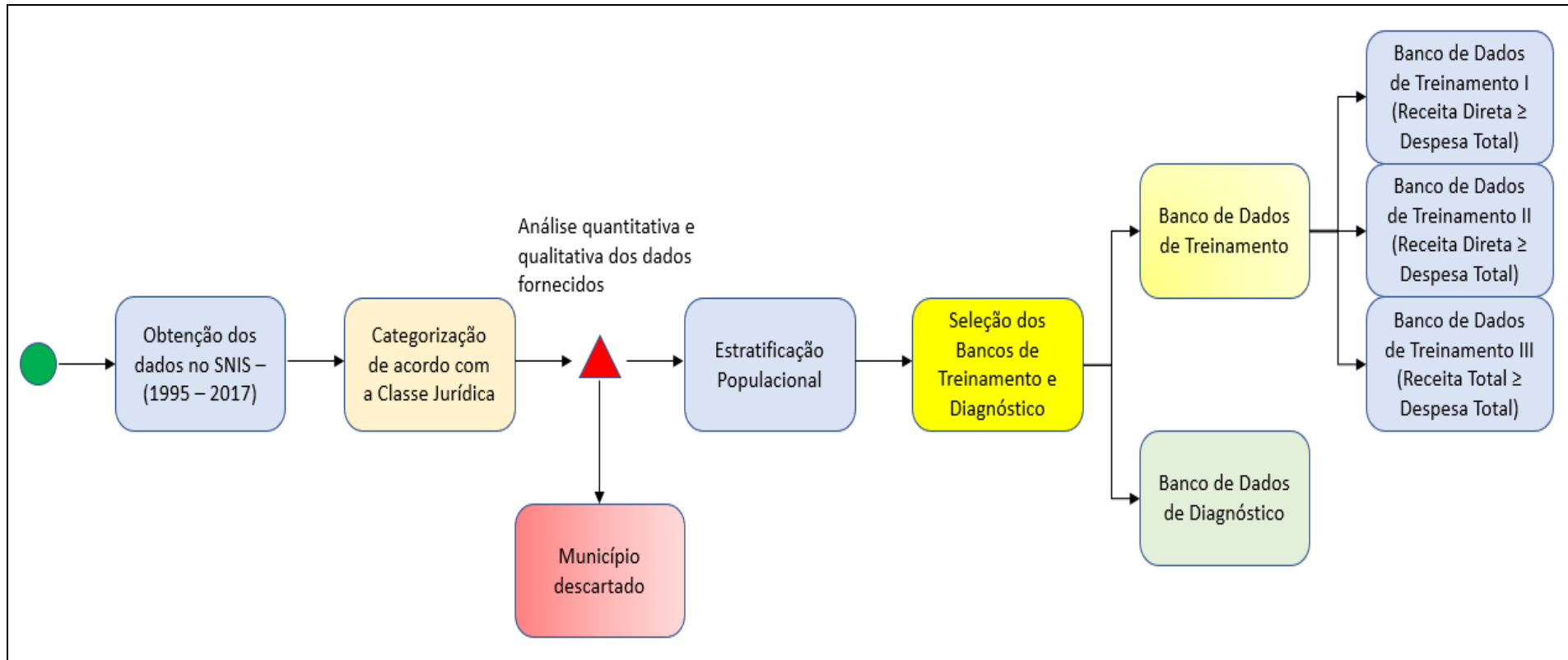
O trabalho proposto visa elaborar um procedimento para análise tarifária dos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto em observância aos indicadores, e informações, disponíveis no SNIS, cujo monitoramento ocorre no Brasil desde a década de 1990. Para tanto propõe-se uma maneira de selecionar, via análise de correlação, as variáveis mais impactantes na definição da tarifa média praticada pelo prestador.

A metodologia proposta visa estabelecer um comparativo entre as tarifas médias praticadas definidas por meio dos processos de regressão linear múltipla e a utilização dos sistemas inteligentes, mais especificamente, redes neurais artificiais.

Escolheu-se o SNIS como a base de dados para essa pesquisa, pois esse é o banco de informações mais completo, e difundido quando se trata de operadores dos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto nos municípios brasileiros. As informações fornecidas SNIS abrangem uma ampla variedade de características. Também foi considerado que o referido sistema possui grande cobertura dos municípios brasileiros (92%) e, também, 98% da população urbana do país, segundo o Relatório de Diagnóstico de 2017.

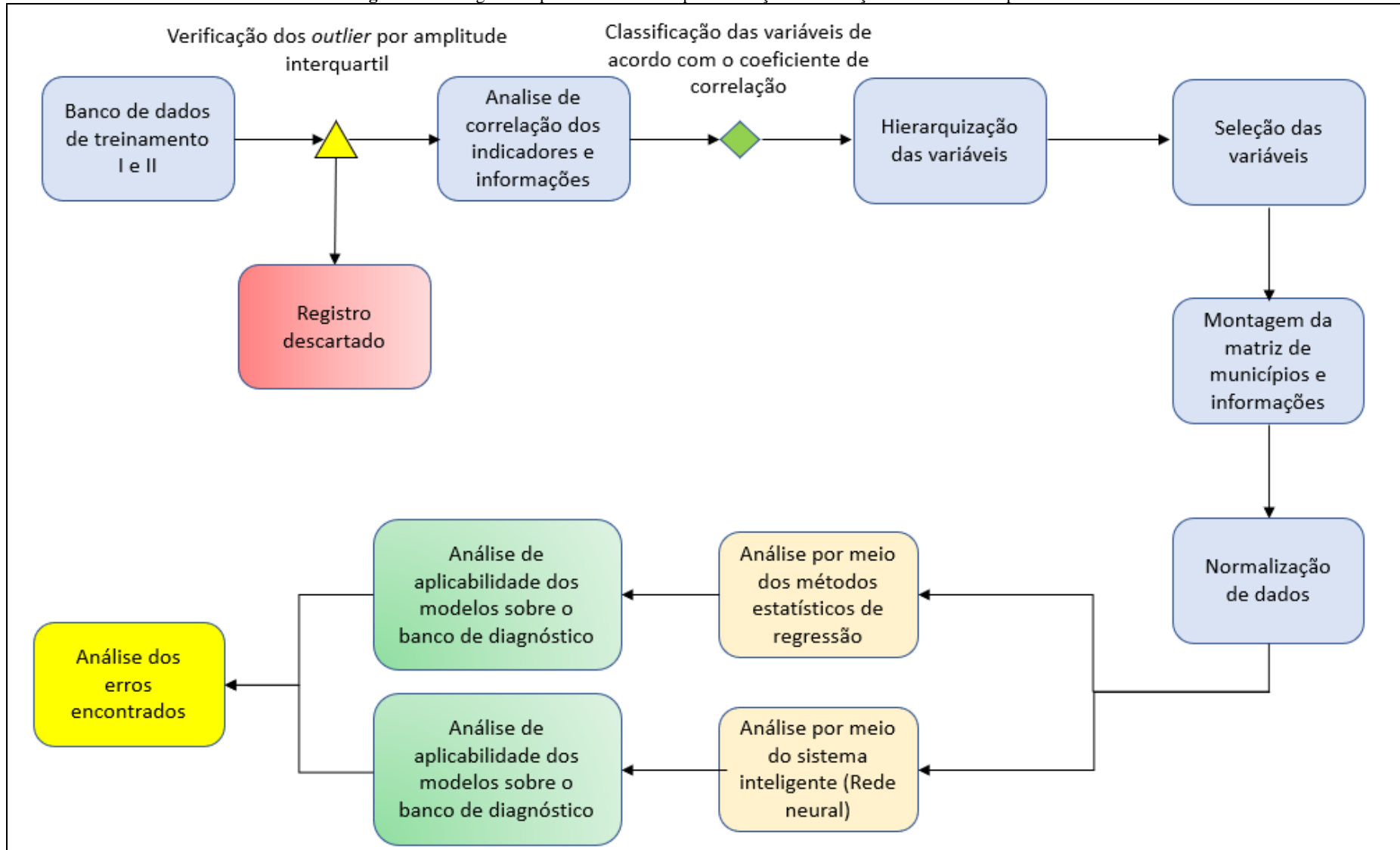
Baseando-se nessas premissas, a escolha das análises de regressão linear múltipla e redes neurais artificiais, aplicadas aos sistemas analisados, e categorizados, permitiu a elaboração de modelos descritivos que atendessem os objetivos do presente estudo. De maneira a simplificar, e elencar, os procedimentos adotados na estruturação metodológica do trabalho apresentam-se os fluxogramas das Figuras 06 e 07.

Figura 6 - Fluxograma descritivo das etapas de classificação e organização dos sistemas.



Fonte: (Próprio autor, 2019)

Figura 7 - Fluxograma representativo das etapas de seleção e verificação dos modelos de previsão.



Fonte: (Próprio autor, 2019)

4.1 Definição da amostra de interesse

Baseado na análise de dados históricos, entre os anos 1995 e 2017, referentes aos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgotos disponibilizados no SNIS, o estudo visa verificar os efeitos dos ajustes, realizados ao longo do período em análise, que melhor refletiram o processo de correção tarifária.

Para tanto, duas premissas foram adotadas:

- a. Definiu-se o ano de 2017 como “banco de dados de diagnóstico”, cuja principal função é servir como parâmetro de referência para análise dos métodos de previsão;
- b. Os demais anos, da série histórica, comporiam o banco de treinamento, cuja principal função é fornecer os subsídios necessários para definir, estatisticamente, quais as variáveis apresentam maior representatividade dentre as 225 disponíveis, e por consequência, ofereceriam subsídios para os modelos de previsão.

Convém alertar que a definição de cada uma das variáveis e informações, fornecidas pelo SNIS, é explicada e pode ser consultada por meio dos Glossários de Informação e/ou Indicadores divulgados junto aos relatórios anuais de diagnósticos, no site (<http://www.snis.gov.br/diagnostico-agua-e-esgotos>).

Os sistemas operados por meio de administração pública direta foram descartados em função da comum ocorrência de medidas políticas na condução desses, muitas vezes operando de maneira deficitária para apenas cumprir uma função de controle social. Scriptori (2010) ressalta que a migração para administração pública direta conta com transferências governamentais específicas dessa categoria.

As empresas públicas foram descartadas por comportar um número reduzido de sistemas (51 sistemas), cuja concentração, para o ano de 2017, foi verificada no estado de Minas Gerais (49 sistemas), sendo o restante verificado no estado de São Paulo.

As companhias estaduais foram descartadas em função da adoção de subsídios cruzados em suas áreas de atuação.

4.2 Coleta de Dados

A coleta de dados fora realizada única e exclusivamente por meio do portal eletrônico do SNIS. Esse portal permite a obtenção dos dados com base nos relatórios anuais ou por meio da ferramenta “Série História”.

Optou-se por trabalhar com todos os dados disponíveis no “Aplicativo Série Histórica”, disponível no link: (<http://app3.cidades.gov.br/serieHistorica/>), do SNIS.

4.2.1 Definição do espaço amostral

Procedeu-se com a verificação prévia dos dados obtidos, e identificação possíveis outliers, conforme alertado por Hamdan (2016). Segundo explicam Rousseu e Zomeren (1990), citados por Hamdan (2016), as observações que apresentam um determinado afastamento das demais e, em certos casos, podem ser excluídas da base de informações são denominados outliers.

Na busca por uma melhor representatividade e prevenção de ocorrência de falsa identificação de *outliers*, resultante de distorções em função de uma alta amplitude populacional, entre os municípios verificados, adotou-se um critério de estratificação populacional. Ainda que a presença de *outliers* não possa ser relacionada sempre a um problema, o presente estudo optou pelo descarte destes.

Para esse trabalho, adotou-se a seguinte divisão:

- Classe I: municípios com população inferior a 10 mil habitantes;
- Classe II: municípios com população entre 10 e 25 mil habitantes;
- Classe III: municípios com população entre 25 e 50 mil habitantes;
- Classe IV: municípios com população entre 50 e 100 mil habitantes;
- Classe V: municípios com população superior a 100 mil habitantes.

Desta forma utilizou-se a técnica de análise de amplitude interquartil. Executando o procedimento para cada variável, ao longo do intervalo histórico disponível para cada município.

Por fim, agruparam-se os sistemas em três subgrupos, conforme a relação entre suas receitas (diretas e indiretas) e as despesas totais, para o ano de 2017:

- I. Receita Direta \geq Despesa Total (Cenário 01) – Admite-se a ocorrência de registros históricos, para o banco de treinamento, onde a receita direta é inferior à despesa total;
- II. Receita Direta \geq Despesa Total (Cenário 02) – Descartam-se os registros históricos, para o banco de treinamento, onde a receita direta é inferior à despesa total;
- III. Receita Total \geq Despesa Total (Cenário 03) - Descartam-se os registros históricos, para o banco de treinamento, onde a receita direta é inferior à despesa total.

Essa classificação foi proposta para verificar o efeito da receita indireta sobre a situação financeira dos sistemas, e seu impacto sobre a seleção das variáveis.

4.2.2 Disponibilização das informações

Para o banco de dados de treinamento definido inicialmente, procedeu-se com a análise do percentual de informações fornecidas para cada ano da série histórica.

Ocorre que, além dos outliers, verifica-se a ocorrência de dados não preenchidos pelos prestadores de serviços, nos municípios. Hamdan (2016) propõe que seja efetuada a verificação do denominado Índice de Dados Analisáveis (IDA), para cada município. Índice esse dado pela Equação 4.1:

$$IDA = 1 - \left(\frac{\text{Quantidade de dados anômalos} + \text{Quantidade de dados não preenchidos}}{\text{Total de dados}} \right) \quad (4.1)$$

Com base nos valores de IDA obtidos, para cada variável de cada município, iniciou-se o procedimento de seleção de variáveis do espaço amostral a ser empregado no estudo. Para isso, calculou-se o valor médio do IDA, considerando todos os valores do referido índice para cada variável, de todos os sistemas, para uma mesma classe jurídica do prestador. Dessa forma definiu-se o total de variáveis, cujo preenchimento de dados era o mais representativo e confiável, e reduzindo assim o número de variáveis para a composição do banco de dados de treinamento.

4.2.3 Seleção das variáveis

Por entender que o conjunto original de informações, formado por 225 variáveis, contém informações em demasia, faz-se necessária a adoção de métodos de seleção das variáveis dependentes.

Desta forma, aplicou-se, então, uma análise de correlação entre cada um destes indicadores e a tarifa médica praticada (IN004), atentando-se para as situações, que caracterizavam os 3 subgrupos, do item 4.2.1., para cada sistema. Foram então consideradas apenas as variáveis cuja correlação era forte, de acordo com a classificação a seguir, proposta por Devore (2016).

Fraco	Moderado	Forte
$-0,5 \leq r \leq 0,5$	Tanto $-0,8 \leq r \leq -0,5$ quanto $0,8 \geq r \geq 0,5$	Tanto $r \geq 0,8$ quanto $r \leq -0,8$

Para o processo de seleção das variáveis adotou-se a sequência descrita a seguir:

i. Para cada sistema de abastecimento, calculou-se a covariância, dos pares formados por um indicador e a tarifa média praticada (IN004), para o intervalo temporal disponível. Para n observações, tem-se a Equação 4.2:

$$S_{xy} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = \sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)(\sum_{i=1}^n y_i)}{n} \quad (4.2)$$

O coeficiente de correlação amostral de Pearson para os n pares $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots (x_n, y_n)$ é dado pela Equação 4.3:

$$r = \frac{S_{xy}}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{S_{xy}}{S_{xx} S_{yy}} \quad (4.3)$$

ii. Calculou-se o valor médio da correlação entre todos os sistemas de uma mesma classe. Notou-se que, para um mesmo par, haviam situações onde o índice de correlação (r) apresentava valores negativos e positivos de correlação. dessa forma, optou-se por calcular o valor médio de correlação positivo e negativo para indicador.

iii. Foram listados, dentro da mesma classe jurídica, os indicadores cujos valores médios de correlação, tanto positivo quanto negativo, estavam contidos dentro das faixas de classificação propostas por Devore (2016).

iv. Por último, foram selecionadas todas as variáveis cuja correlação era forte (tanto positiva quanto negativa) e comum a todas as estratificações, dentro da mesma classe jurídica.

4.2.4 Tratamento dos Dados

A rede neural artificial utilizada neste trabalho foi a “*perceptron*” com treinamento via algoritmo “*backpropagation*”. Para essa arquitetura é necessário que os valores do conjunto de dados de entrada estejam normalizados para que não ocorram problemas de paralisia no processo de treinamento da rede neural. Utilizou-se então um processo de normalização, cuja aplicação ocorreu em todos os indicadores listados, para cada sistema tratado, conforme as seguintes etapas:

- i. Para o intervalo de amostragem de um determinado indicador, definiu-se o seu maior valor, em módulo. Esse valor foi denominado x' .
- ii. Majorou-se o valor definido no item anterior em 3%. Esse valor deve ser armazenado para posterior correção após a etapa de cálculo, executada tanto pela rede neural artificial quanto para a regressão linear múltipla. Logo tem-se a Equação 4.4:

$$\underline{X} = 1,03 * x' \quad (4.4)$$

- iii. Todos os valores do intervalo foram divididos por \underline{X} , definido no item ii.
- iv. Repetiu-se o procedimento para todos os outros indicadores e informações.

4.3 Elaboração e aplicação do modelo

4.3.1 Regressão linear múltipla

Selecionadas as variáveis de interesse, iniciaram-se os procedimentos de modelagem por meio da regressão linear múltipla. Para essa etapa, selecionaram-se os conjuntos de variáveis fortemente correlacionadas com a tarifa média praticada, para cada classe jurídica, e procedeu-se com o cálculo da regressão para cada município contido no banco de dados de treinamento.

A análise de regressão linear múltipla consiste, basicamente, na realização de uma análise estatística com o objetivo de verificar a existência de uma relação funcional entre uma variável dependente com uma ou mais variáveis independentes. Pode-se entender, para o presente trabalho, que foram analisadas as alterações nos valores da variável dependente “Y” (tarifa média praticada) em função da variação das variáveis independentes “X” (indicadores e informações selecionados por meio da análise de correlação).

Com a reta de regressão definida pelos coeficientes da regressão linear calculada, para um determinado município, abre-se a possibilidade de prever o valor da tarifa média a ser praticada, se utilizados os valores do banco de dados de diagnóstico, para o referido município.

4.3.2 Rede Neural

Esta etapa, desenvolvida no software IBM® FORTRAN®.

Os dados de entrada do modelo consistiam nos mesmos indicadores selecionados para a regressão linear, para todos os sistemas de abastecimento listados.

Os dados de saída foram divididos em dois grupos:

- Saídas reais (tarifas médias praticadas pelo operador);
- Saídas calculadas (tarifa média prevista pela rede neural);

Tal divisão foi escolhida para que a relação entre as duas saídas definisse o critério de parada do processo de iteração de acordo com a tolerância estabelecida para a diferença entre as duas saídas.

Finalizado o processo de treinamento, isso quando o erro (ϵ) for menor ou igual ao valor de tolerância definido pelo operador da rede, iniciou-se a etapa de diagnóstico.

Para essa etapa, realiza-se uma única iteração onde os valores de entrada (X_i) da rede neural são os dados referentes ao banco de dados de diagnóstico e os pesos (W_i) foram fixados após a etapa de treinamento. Essa atualização faz com que a saída Y_i apresentada seja correspondente a tarifa praticada pelo operador no ano de diagnóstico.

Vale destacar também que a definição da quantidade de neurônios da camada escondida e o número de camadas escondidas da rede neural foram definidos por meio de tentativa e erro, à medida que o padrão de tolerância era reduzido.

4.4 Validação da Proposta

Sendo o foco do presente estudo verificar a compatibilidade entre os dois métodos propostos para o cálculo da tarifa média praticada (regressão linear múltipla e redes neurais), ao término dos processos de elaboração e aplicação dos modelos,

iniciou-se o processo de comparação entre os resultados obtidos entre essas duas formas de cálculo, da tarifa média a ser praticada pelo operador dos sistemas de abastecimento.

Hallak e Filho (2011), explica que o erro quadrado médio, também chamado de MSE (*Mean Squared Error*), conforme a Equação 4.7, é uma métrica frequentemente utilizada na verificação da acurácia de modelos numéricos, pois, apresenta maior sensibilidade aos grandes erros, por elevar as diferenças individuais ao quadrado. Ainda segundo Hallak & Filho (2011), por definição o valor do MSE é sempre positivo e, quanto mais próximo de zero mais exata é a simulação. Seu cálculo está representado na Equação 4.7

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{1}^{n} (X_{experimental} - X_{encontrado})^2 \quad (4.7)$$

Outra métrica utilizada foi o erro percentual médio absoluto (MAPE), que pode ser visto na Equação 4.8:

$$ERRO \text{ MÉDIO } \% = \frac{1}{n} \sum_{1}^{n} \left(\frac{X_{experimental} - X_{encontrado}}{X_{experimental}} \right) * 100 \quad (4.8)$$

O MAPE expressa a acurácia do erro em percentagem. A facilidade de interpretação é a grande vantagem dessa métrica, visto que seus resultados são expressos em valores percentuais.

Sendo “receita operacional direta total (FN001) o valor anual faturado decorrente da atividade-fim do prestador de serviços, resultante da exclusiva aplicação de tarifas e/ou taxas. Resultado da soma da receita operacional direta de água (FN002), receita operacional direta de esgoto (FN003), receita operacional direta de água exportada (FN007) e receita operacional direta de esgoto bruto (FN038). ” Tal qual expressado na Equação 4.9:

$$FN001 = FN002 + FN003 + FN007 + FN038 \quad (4.9)$$

Utilizou-se também uma análise, para cada sistema, que consistiu em analisar a aplicação da Tarifa Média Prevista (T.M.P.), determinada por cada um dos métodos utilizados, sobre os volumes de água faturado(AG011), volume de água bruta exportado

(AG017), volume de água tratada exportado (AG019), esgoto faturados (ES007) e volume de esgoto bruto importado (ES013).

O valor encontrado foi comparado com a Despesa Total com o Serviço (FN017). Configurando assim o indicador que por convenção foi denominado Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.). Conforme explicitado na Equação 4.10:

$$RODP = T.M.P. \times ((AG011+AG017+AG019) + (ES007+ES013)) \quad (4.10)$$

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

De acordo com o disposto no capítulo anterior, para que a análise comparativa a que se propõe esse estudo fosse possível, foi necessário o tratamento dos dados disponíveis na plataforma do SNIS. Foram analisados apenas os municípios das regiões Sul e Sudeste, cujos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto, eram operados em regime de autarquias ou empresas privadas.

5.1 Definição da amostra de interesse

Obtido por meio da base de dados do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS), o banco de dados brutos contabilizou 21.765 registros anuais dos sistemas de abastecimento.

De acordo com o último censo populacional brasileiro, realizado em 2010 pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), as regiões Sul e Sudeste do país, compreendem, em termos populacionais, um total de 115.751.715 habitantes (86.336.484 habitantes na região Sudeste e 29.415.231 habitantes na região Sul), correspondendo a 60,69% da população brasileira. Ainda segundo o referido censo, as duas regiões possuem um total de 2.859 municípios (1.668 municípios na região Sudeste e 1.191 municípios na região Sul). Em média, para cada município obtive-se 7 registros históricos, para um período de 21 anos, reforçando a necessidade de adoção de medidas de incentivo a adesão dos prestadores junto ao SNIS.

O banco de dados lista os sistemas de acordo com as seis principais classes jurídicas de acordo com a Tabela 4.

Tabela 4 - Distribuição total dos registros históricos de informações de sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto, entre os anos 1995-2017

UF	Autarquia	Sociedade de economia mista com administração pública	Sociedade de economia mista com administração privada	Administração pública direta	Empresa privada	Empresa pública
PR	226	323	2736	70	20	0
RS	138	929	0	229	7	0
SC	241	310	10	84	13	0
ES	283	456	0	22	20	4
MG	1072	2499	0	754	25	283
RJ	88	397	0	69	197	10
SP	1259	7395	0	1406	169	21
Total	3307	12309	2746	2634	451	318

Fonte: Elaboração do próprio autor.

A pré-seleção dos sistemas levou a um total de 3.758 registros (3307 para autarquias e 451 para empresas privadas).

5.2 Dados coletados

Nota-se, pela quantidade de sistemas listados, que a utilização de todo o intervalo temporal demandaria demasiado trabalho, em função da alta quantidade de dados a serem analisados.

Destacou-se que, quando observados, de acordo com a classe jurídica dos prestadores, esses municípios apresentaram, para o ano de 2017, 241 autarquias e 43 empresas privadas. Cujas distribuições completas constam da

Tabela 5.

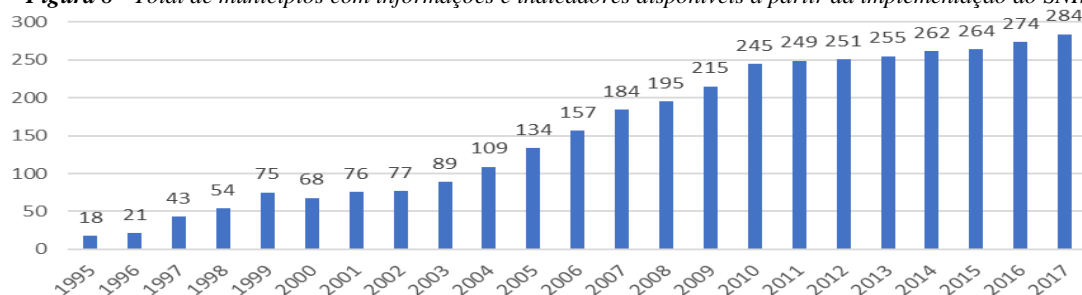
Tabela 5 - Distribuição dos operadores de sistema de abastecimento de água e coleta de esgoto, de acordo com a classe jurídica, para o ano de 2017.

UF	Autarquia	Empresa privada
PR	17	1
RS	7	1
SC	20	2
ES	22	1
MG	82	4
RJ	6	13
SP	87	21
Total	241	43

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Com isso reduziu-se o conjunto de sistemas a serem utilizados, iniciando a seleção destes a partir do ano de 2017. Dessa forma verificou-se a ocorrência de 284 sistemas (241 autarquias e 43 empresas privadas) a compor o banco de dados de diagnósticos.

A **Erro! Fonte de referência não encontrada.**8 abaixo demonstra o total de municípios adimplentes, quanto ao repasse dos dados referentes às informações e indicadores, dentre os pertencentes à região em estudo, desde a implementação do SNIS.

Figura 8 - Total de municípios com informações e indicadores disponíveis a partir da implementação do SNIS

Fonte: (Próprio Autor, 2019)

Ainda observando a **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, é possível verificar que, para a região de estudo, a adesão dos operadores, pertencentes às duas classes jurídicas definidas, foi mais expressiva entre os anos de 2002 e 2010. Definiu-se dessa forma, o intervalo entre os anos de 2007 e 2016 para a composição do banco de dados de treinamento.

5.2.1 Disponibilização das informações

Visando a seleção de uma amostra que seja ao mesmo tempo representativa e confiável, recorreu-se a análise técnica preliminar das informações com objetivo de identificar “outliers”. Destaca-se que para essa análise foi necessária a organização dos dados, de um mesmo prestador para análise individual do IDA, de cada sistema.

Seguem os procedimentos adotados para análise do IDA, exemplificando a aplicação do método para o cálculo do IDA para o indicador Volume de Água Produzido (AG006), no município de Baixo Guandu – ES, cujos dados estão dispostos na Tabela 6.

Tabela 6 - Dados disponíveis, no SNIS, referentes ao indicador AG006, para o município de Baixo Guandu-ES.

Município	Estado	Ano de Referência	AG006 Volume de água produzido (x1.000m ³ /ano)
Baixo Guandu	ES	2007	1969,03
Baixo Guandu	ES	2008	1979,97
Baixo Guandu	ES	2009	2164
Baixo Guandu	ES	2010	2204
Baixo Guandu	ES	2011	2233,35
Baixo Guandu	ES	2012	2319,04
Baixo Guandu	ES	2013	2415
Baixo Guandu	ES	2014	2463
Baixo Guandu	ES	2015	2500,1
Baixo Guandu	ES	2016	2590
Baixo Guandu	ES	2017	1927,52

Fonte: Elaboração do próprio autor.

O primeiro passo é a definição do valor médio e a mediana, para definição dos limites, inferior e superior, da amplitude interquartil. Esses cálculos foram executados no software Excel® 2017, e os resultados obtidos estão dispostos na Tabela 7:

Tabela 7 – Parâmetros de seleção calculados para os dados disponíveis do indicador AG006

	Valor médio	2251,365
Mediana		2233,35
Limite inferior		1521,463
Limite superior		2989,523

Fonte: Elaboração do próprio autor.

De posse dos resultados, iniciou-se o procedimento para a definição dos “outliers”. Verificou-se que para o indicador selecionado, do município de Baixo Guandu-ES, não ocorreu identificação de “outliers”.

O procedimento foi executado para todos os sistemas selecionados, resultando em um IDA_{anual} conforme apresentado na Tabela 8 a seguir.

Tabela 8- IDA médio anual para os sistemas selecionados, entre os anos 2007 e 2011

Ano		2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Autarquia	0 10.000	83%	92%	92%	93%	94%	93%	95%	95%	94%	93%
	10.000 25.000	87%	92%	93%	94%	93%	95%	95%	95%	94%	94%
	25.000 50.000	76%	89%	90%	91%	91%	92%	92%	92%	92%	92%
	50.000 100.000	84%	91%	90%	91%	91%	92%	92%	92%	91%	91%
	>100.000	80%	83%	83%	82%	81%	81%	81%	81%	79%	79%
Empresa privada	0 10.000	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	10.000 25.000	83%	90%	93%	94%	96%	95%	96%	95%	94%	94%
	25.000 50.000	78%	78%	73%	78%	83%	83%	82%	92%	92%	91%
	50.000 100.000	80%	87%	87%	90%	92%	93%	94%	93%	94%	93%
	>100.000	85%	91%	91%	92%	92%	91%	92%	91%	91%	91%

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Ainda de acordo com a Tabela 8, ficou evidenciado que a escolha do período compreendido entre os anos de 2011 e 2016 implicou em valor de IDA médio superior a 90%, para a maioria das categorias listadas. Excetuam-se os anos de 2011, 2012 e 2013 para as empresas privadas, operando em município com população entre 25 e 50mil habitantes, e todos os anos para as autarquias, operando em municípios com população superior a 100mil habitantes.

Definiu-se então, para o banco de dados de treinamento, o intervalo temporal 2011-2016, resultando em 232 sistemas (201 autarquias e 32 empresas privadas).

O próximo passo tratou da classificação destes 232, de acordo com os 3 subgrupos propostos, lembrando que não foram considerados sistemas cujo atendimento dessas classificações resultasse em um banco de treinamento com intervalo de informações menor do que três anos.

A Tabela 9 apresenta a distribuição dos sistemas até aqui selecionados de acordo com a classificação proposta.

Tabela 9 - Distribuição dos sistemas de acordo com a classificação proposta para a relação “Receita x Despesa”.

		Cenário 01	Cenário 02	Cenário 03
Autarquia	PR	5	3	6
	RS	2	1	4
	SC	7	6	8
	ES	8	4	7
	MG	24	17	40
	RJ	1	0	2
	SP	29	23	40
	Total	76	54	107
Empresa Privada	PR	0	0	0
	RS	0	0	0
	SC	1	1	1
	ES	1	0	1
	MG	1	1	1
	RJ	10	7	8
	SP	6	1	2
	Total	19	10	13

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Esse foi o último procedimento que resultou na exclusão de sistemas, finalizando a etapa de composição dos bancos de dados de treinamento e o banco de diagnóstico. A etapa seguinte tratou da organização e classificação dos sistemas de acordo com seus portes populacionais, dentro dos subgrupos que relacionavam as receitas e despesas. Obteve-se, assim, as distribuições conforme as **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, 11 e 12.

Tabela 10 - Distribuição dos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto de acordo com a classificação populacional, para o cenário 01, no ano de 2017.

População		0 - 10.000	10.000 - 25.000	25.000 - 50.000	50.000 - 100.000	>100.000
Autarquia	PR	1	0	2	2	0
	RS	0	0	0	0	2
	SC	1	2	2	1	1
	ES	0	2	4	0	2
	MG	2	3	8	6	5
	RJ	0	0	0	0	1
	SP	0	1	5	6	17
Empresa privada	PR	0	0	0	0	0
	RS	0	0	0	0	0
	SC	0	0	0	1	0
	ES	0	0	0	0	1
	MG	0	1	0	0	0
	RJ	0	1	2	2	5
	SP	0	1	0	2	3

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 11 - Distribuição dos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto de acordo com a classificação populacional, para o cenário 02, no ano de 2017.

População		0 - 10.000	10.000 - 25.000	25.000 - 50.000	50.000 - 100.000	>100.000
Autarquia	PR	0	0	1	2	0
	RS	0	0	0	0	1
	SC	1	2	2	0	1
	ES	0	0	3	0	1
	MG	0	2	4	5	6
	RJ	0	0	0	0	0
	SP	0	0	5	3	15
Empresa privada	PR	0	0	0	0	0
	RS	0	0	0	0	0
	SC	0	0	0	1	0
	ES	0	0	0	0	0
	MG	0	1	0	0	0
	RJ	0	1	1	1	4
	SP	0	1	0	0	0

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 12 - Distribuição dos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto de acordo com a classificação populacional, para o cenário 03, no ano de 2017.

População		0 - 10.000	10.000 - 25.000	25.000 - 50.000	50.000 - 100.000	>100.000
Autarquia	PR	1	2	1	2	0
	RS	0	0	0	0	4
	SC	1	3	2	0	2
	ES	0	1	4	0	2
	MG	2	4	12	12	10
	RJ	0	0	0	0	2
	SP	0	2	10	8	20
Empresa privada	PR	0	0	0	0	0
	RS	0	0	0	0	0
	SC	0	0	0	1	0
	ES	0	0	0	0	1
	MG	0	1	0	0	0
	RJ	0	1	1	2	4
	SP	0	1	0	0	1

Fonte: Elaboração do próprio autor.

5.2.2 Seleção de variáveis

Para o processo de seleção de variáveis, utilizou-se o processo de análise de correlação entre a tarifa média prática (IN-004) e as demais 224 variáveis.

A seguir, exemplifica-se o processo de cálculo dos coeficientes de correlação, para o indicador AG-006, para todos os sistemas representados nas Tabelas 10, 11 e 12. Dessa forma, propôs-se a seleção ou não da variável, para os processos de previsão por meio dos dois métodos estudados (regressão linear e rede neural).

Na Tabela 13 apresentam-se os dados utilizados para o cálculo do coeficiente de correlação de Pearson para o município de Baixo Guandu ES.

Tabela 13 - Dados utilizados para o cálculo do coeficiente de correlação de Pearson, para o município de Baixo Guandu – ES.

Município	AG006 - Volume de água produzido (x1000 m ³ /ano)	IN004 - Tarifa média praticada(R\$/m ³)
Baixo Guandu 2016	2590	1,57
Baixo Guandu 2015	2500,1	1,47
Baixo Guandu 2014	2463	1,39
Baixo Guandu 2013	2415	1,23
Baixo Guandu 2012	2319,04	1,09
Baixo Guandu 2011	2233,35	1,05

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Utilizando o software Microsoft Excel® 2017, obteve-se, para os dados apresentados na Tabela 13, o coeficiente de correlação (r) igual a 0,975391648.

De acordo com a classificação de acordo com o coeficiente de correlação de Pearson (r), proposta por Devore (2016), a variável Volume de água produzido (AG-006) apresenta forte correlação com a tarifa média praticada (IN-004). Pela classificação proposta, de acordo com a relação entre a receita e despesa, o sistema operado no município de Baixo Guandu ES, enquadra-se no conjunto de autarquias que operam os serviços em cidades cujo porte populacional é de classe 3 (25.000 - 50.000 habitantes).

Repetindo o processo para os outros 24 sistemas, da classe 3, obtém-se os resultados apresentados na Tabela 14.

Tabela 14 - Resultados obtido calculando-se o coeficiente de correlação de Pearson (r), para todos os municípios enquadrados na classificação proposta.

Município	Estado	AG006 Volume de água produzido
Baixo Guandu	ES	0,975391648
Guaçuí	ES	-0,67064
Marataízes	ES	0,533024
Mimoso do Sul	ES	-0,09067
Aimorés	MG	-0,23021
Boa Esperança	MG	0,422556
Cambuí	MG	0,028233
Carangola	MG	0,436928
Elói Mendes	MG	-0,66907
Guanhães	MG	0,783236
Nepomuceno	MG	0,182568
Oliveira	MG	-0,32703
Sacramento	MG	0,173638
São Lourenço	MG	0,432333
Bandeirantes	PR	0,712491
Jaguariaíva	PR	0,341172
Campos Novos	SC	0,847141
Joaçaba	SC	0,679274
Rio Negrinho	SC	0,630553
Barra Bonita	SP	0,497644
Cândido Mota	SP	0,218705
Dois Córregos	SP	0,108372
Ituverava	SP	0,927908

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Propôs-se o cálculo as médias positivas, e negativas, dos valores dos coeficientes calculados para cada município, resultando nos valores apresentados na Tabela 15:

Tabela 15 - Valores médios (positivos e negativos) do coeficiente de correlação de Pearson (r) encontrados para a classe de estratificação IV.

Classe de Estratificação	Natureza jurídica		Coefficiente de correlação(r)
Classe III	Autarquia	+	0,476957
		-	-0,43316

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Da mesma forma, calculando-se o coeficiente de correlação de Pearson (r), e organizando-os da mesma forma para as demais classes definidas pelos portes populacionais, obteve-se a Tabela 16 a seguir:

Tabela 16 - Valores médios (positivos e negativos) do coeficiente de correlação de Pearson (r) encontrados para todas as classes de estratificação propostas.

Classe de Estratificação	Natureza jurídica		Coefficiente de correlação(r)
Classe I	Autarquia	+	0,660914
		-	-0,48598
Classe II	Autarquia	+	0,720177
		-	-0,49193
Classe III	Autarquia	+	0,476957
		-	-0,43316
Classe IV	Autarquia	+	0,52036
		-	-0,32459
Classe V	Autarquia	+	0,590906
		-	-0,46224

Fonte: Elaboração do próprio autor.

De acordo com a metodologia proposta, para a seleção de variáveis, o indicador AG-006 não apresentou valor médio (positivo ou negativo) de correlação (r) forte, simultaneamente, para todas as autarquias incluídas no cenário 01.

A Tabela 17 a seguir, apresenta uma situação onde o indicador Tarifa média de água (IN-005) atende os requisitos propostos para ser selecionada.

Tabela 17 - Valores médios (positivos e negativos) do coeficiente de correlação de Pearson (r) encontradas para todas as classes de estratificação propostas.

Classe de Estratificação	Natureza jurídica		Coefficiente de correlação(r)
Classe I	Autarquia	+	0,9412
		-	
Classe II	Autarquia	+	0,95267
		-	
Classe III	Autarquia	+	0,93525
		-	
Classe IV	Autarquia	+	0,92357
		-	
Classe V	Autarquia	+	0,96542
		-	

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Desta forma, definiu-se as variáveis que seriam utilizadas para a próxima etapa (previsão). A seguir as Tabela 18, 19 e 20 apresentam as variáveis selecionadas de acordo com a metodologia proposta.

Tabela 18 - Variáveis Selecionadas para as autarquias e empresas privadas, para o cenário 01.

		Indicador Selecionado
Cenário 01	Autarquia	FN001 -Receita operacional direta total
		FN002 -Receita operacional direta de água
		FN003 -Receita operacional direta de esgoto
		FN005 -Receita operacional total (direta + indireta)
		IN003 Despesa total com os serviços por m3 faturado
		IN004 Tarifa média praticada
		IN005 Tarifa média de água
	Empresa Privada	IN006 Tarifa média de esgoto
		IN026 Despesa de exploração por m3 faturado
		AG001 População total atendida com abastecimento de água
		AG021 Quantidade de ligações totais de água
		FN006 Arrecadação total
		IN005 Tarifa média de água
		IN004 Tarifa média praticada

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 19 - Variáveis Selecionadas para as autarquias e empresas privadas, para o cenário 02.

		Indicador Selecionado
Cenário 02	Autarquia	AG002 Quantidade de ligações ativas de água
		AG021 Quantidade de ligações totais de água
		ES002 Quantidade de ligações ativas de esgotos
		ES009 Quantidade de ligações totais de esgotos
		FN002 -Receita operacional direta de água
		FN003 -Receita operacional direta de esgoto
		FN005 -Receita operacional total (direta + indireta)
		FN006 Arrecadação total
		FN010 Despesa com pessoal próprio
		FN015 Despesas de Exploração (DEX)
		FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
		IN003 Despesa total com os serviços por m3 faturado
		IN005 Tarifa média de água
		IN008 Despesa média anual por empregado
	IN026 Despesa de exploração por m3 faturado	
	Empresa Privada	IN004 Tarifa média praticada
		AG001 População total atendida com abastecimento de água
		AG021 Quantidade de ligações totais de água
		FN006 Arrecadação total
		IN005 Tarifa média de água
		IN004 Tarifa média praticada

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 20 - Variáveis Seleccionadas para as autarquias e empresas privadas, para o cenário 03.

		Indicador Seleccionado
Cenário 03	Autarquia	FN001 -Receita operacional direta total
		FN002 -Receita operacional direta de água
		FN003 -Receita operacional direta de esgoto
		FN005 -Receita operacional total (direta + indireta)
		FN006 Arrecadação total
		FN015 Despesas de Exploração (DEX)
		IN003 Despesa total com os serviços por m3 faturado
	Empresa Privada	IN005 Tarifa média de água
		IN006 Tarifa média de esgoto
		IN026 Despesa de exploração por m3 faturado
		IN004 Tarifa média praticada
		AG001 População total atendida com abastecimento de água
		AG021 Quantidade de ligações totais de água
		FN006 Arrecadação total
		IN005 Tarifa média de água
IN004 Tarifa média praticada		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Convém ressaltar que uma das variáveis independente escolhida (IN-004) foi utilizada como parâmetro para verificação da correta operação da função de cálculo da correlação. Uma vez que do cálculo da correlação entre uma variável e ela mesma, deve resultar em uma correlação perfeita ($r = 1$). dessa forma, a variável não será empregada no banco de dados de treinamento.

5.3 Tratamento dos dados

Visando atender ao disposto no item 4.2.4, iniciaram se os procedimentos para a normalização dos dados, dos indicadores seleccionados. As

Tabela 21 e 22 a seguir, apresentam os dados em suas formas brutas (conforme extraídos do SNIS), e em sua forma normalizada, nas Tabela 23 e 24.

Tabela 21 - Bancos de dados, treinamento e diagnóstico, em sua forma original, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.

Ano	FN001	FN002	FN003	FN005
2017	6149681,03	4301940,35	1847740,68	6290525,95
2016	5703704,34	3996526,53	1707177,81	5841895,06
2015	5124889,35	3597340,03	1527549,32	5243222,73
2014	4756006,78	3350781,36	1405225,42	4870194,16
2013	4177553,18	2953257,16	1224296,02	4265582,47
2012	3549491,17	2516486,03	1033005,14	3617339,07
2011	3374055,66	2419055,65	955000,01	3483892,01
Máximos	<u>6149681,03</u>	<u>4301940,35</u>	<u>1847740,68</u>	<u>6290525,95</u>

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 22 - Bancos de dados, treinamento e diagnóstico, em sua forma original, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.

Ano	IN003	IN004	IN005	IN006	IN026
2017	1,7	1,71	2,23	1,11	1,45
2016	1,41	1,57	2,08	1	1,41
2015	1,32	1,47	1,8	1,02	1,32
2014	1,1	1,39	1,69	0,98	1,1
2013	0,96	1,23	1,5	0,86	0,96
2012	1,04	1,09	1,31	0,77	1,04
2011	0,92	1,05	1,27	0,73	0,92
Máximos	<u>1,7</u>	<u>1,71</u>	<u>2,23</u>	<u>1,11</u>	<u>1,45</u>

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tem-se na primeira linha os valores que compõem o banco de diagnóstico para o referido município. Entre a terceira e a oitava linha são apresentados os valores que compõem o banco de dados de treinamento. Na última linha estão os máximos valores encontrados para o indicador, nos dois bancos.

Tabela 23 - Bancos de dados, treinamento e diagnóstico, em sua forma normalizada, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.

Ano	FN001	FN002	FN003	FN005
2017	<u>0,97087379</u>	<u>0,97087379</u>	<u>0,97087379</u>	<u>0,97087379</u>
2016	-	-	-	-
2015	0,90046573	0,90194715	0,89701667	0,90163252
2014	0,80908598	0,81185764	0,80263297	0,80923400
2013	0,75084907	0,75621360	0,73835930	0,75166113
2012	0,65952638	0,66649924	0,64329206	0,65834594
2011	0,56037182	0,56792752	0,54278050	0,55829667
2011	0,53267514	0,54593916	0,50179362	0,53770058

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 24 - Bancos de dados, treinamento e diagnóstico, em sua forma normalizada, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.

Ano	IN003	IN004	IN005	IN006	IN026
2017	<u>0,97087379</u>	<u>0,97087379</u>	<u>0,97087379</u>	<u>0,97087379</u>	<u>0,97087379</u>
2016	-	-	-	-	-
2016	0,80525414	0,89138704	0,90556837	0,87466107	0,94409106
2015	0,75385494	0,83461080	0,78366494	0,89215429	0,88382993
2014	0,62821245	0,78918980	0,73577430	0,85716785	0,73652494
2013	0,54825814	0,69834781	0,65305412	0,75220852	0,64278540
2012	0,59394632	0,61886107	0,57033393	0,67348902	0,69635085
2011	0,52541405	0,59615057	0,55291915	0,63850258	0,61600268

Fonte: Elaboração do próprio autor.

5.4 Elaboração e aplicação do modelo

5.4.1 Regressão Linear

Para o processo de regressão linear, utilizou-se a ferramenta de cálculo inserida no software Microsoft Excel ® 2017. A Tabela 25, a seguir, apresenta os dados obtidos para o processo de regressão linear, utilizando a ferramenta de cálculo do software anteriormente citado.

Tabela 25 - Quadro com resultados e análises obtidas por meio do processo de previsão, com base na técnica de egressão Linear, para o sistema operado no município de Baixo Guandu ES.

Baixo Guandu 2017								
<i>Estatística de Regressão</i>		RESULTADOS DERESÍDUOS						
R múltiplo	1					Observação	Y previsto	Resíduos
R-Quadrado	1					1	0,891387044	2,22045E-16
R-quadrado ajustado	65535					2	0,834610799	0
Erro padrão	0					3	0,789189803	1,11022E-16
Observações	6					4	0,698347811	1,11022E-16
						5	0,618861069	0
						6	0,550914428	0
		ANOVA						
	<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>			
Regressão	8	0,071369219	0,008921152	#NÚM!	#NÚM!			
Resíduo	0	0	65535					
Total	8	0,071369219				Tarifa Média Projetada		0,96527816
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95,0%</i>	<i>Superior 95,0%</i>
Interseção	0,02784113	0	65535	#NÚM!	0,02784113	0,02784113	0,101914814	0,101914814
Variável X 1	0	0	65535	#NÚM!	0	0	0	0
Variável X 2	0	0	65535	#NÚM!	0	0	0,359099453	0,359099453
Variável X 3	-0,144748366	0	65535	#NÚM!	-0,144748366	-0,144748366	0	0
Variável X 4	0,403043691	0	65535	#NÚM!	0,403043691	0,403043691	-0,129622917	-0,129622917
Variável X 5	0	0	65535	#NÚM!	0	0	0,154415477	0,154415477
Variável X 6	0,313339868	0	65535	#NÚM!	0,313339868	0,313339868	0	0
Variável X 7	0,369600896	0	65535	#NÚM!	0,369600896	0,369600896	0,767169815	0,767169815
Variável X 8	0,024324053	0	65535	#NÚM!	0,024324053	0,024324053	-0,194723283	-0,194723283

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Nota-se que a houve a ocorrência de sistemas lineares cujo número de variáveis superou o número de equações. Nestes casos, uma saída adotada pelo software Excel é a utilização da técnica de “*stepwise*” para exclusão de variáveis explicativas.

Utilizando os coeficientes de regressão encontrados, foi possível definir a equação da reta de regressão, cuja aplicação dos valores definidos no banco de dados de diagnóstico resulta no valor da tarifa média projetada.

Dessa forma, tem-se, de acordo com a Equação 5.4.1-1:

$$\begin{aligned}
 T.M.P. = & (0,02784113) + 0 \times (FN - 001) + 0 \times (FN - 002) - 0,144748366 \times (FN - 003) \\
 & + 0,403043691 \times (FN - 005) + 0 \times (IN - 003) + 0,313339868 \times (IN - 005) \\
 & + 0,369600896 \times (IN - 006) + 0,024324053 \times (IN - 026)
 \end{aligned}
 \tag{5.4.1-1}$$

Desta forma teremos, ao aplicar os valores do banco de dados de diagnóstico para o sistema operado, no município de Baixo Guandu - ES:

$$T.M.P. = 0,96527816$$

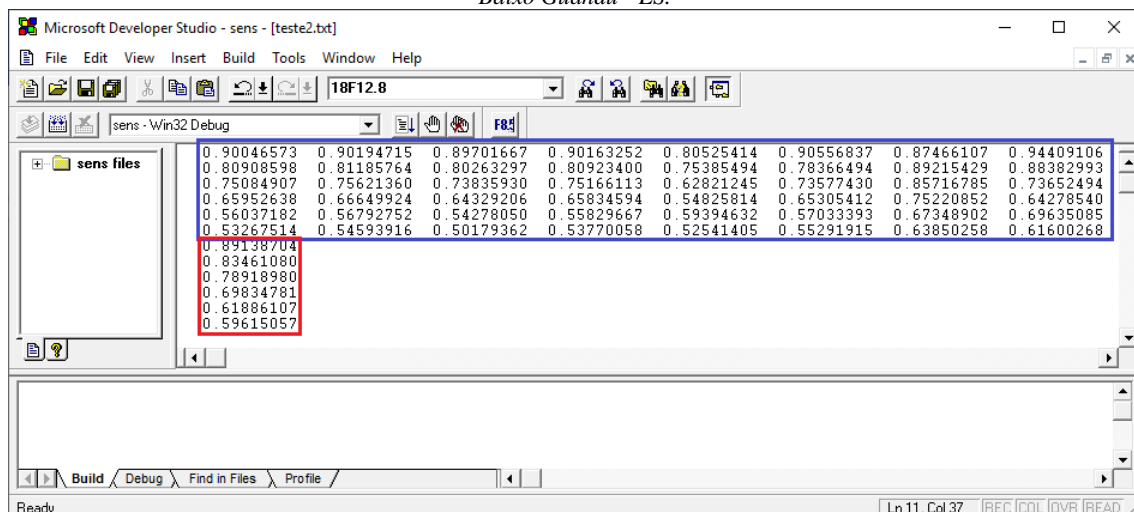
Da mesma forma, o procedimento de cálculo anteriormente descrito foi aplicado a todos os sistemas contidos nas 3 situações descritas.

5.4.2 Rede neural

Semelhante a aplicação dos métodos de previsão com regressão linear, a seguir serão apresentados os resultados obtidos por meio da utilização do processo de previsão baseado na utilização do sistema inteligente.

Primeiro procedeu-se com a entrada dos dados, conforme representado na **Erro! Fonte de referência não encontrada.** Para isso, a lógica programada utiliza o arquivo “*texte2.txt*” como arquivo a ser carregado pelo programa para o treinamento. Destacado em azul estão os dados das oito variáveis que compõem o banco de dados de treinamento para o município de Baixo Guandu – ES. Em vermelho estão os valores de tarifa média praticada para cada ano do banco. De tal forma que a primeira linha, no quadro destacado em azul, representa os dados para o primeiro ano da série e, da mesma forma, a primeira linha no quadro destacado em vermelho apresenta a tarifa média praticada no primeiro ano da série.

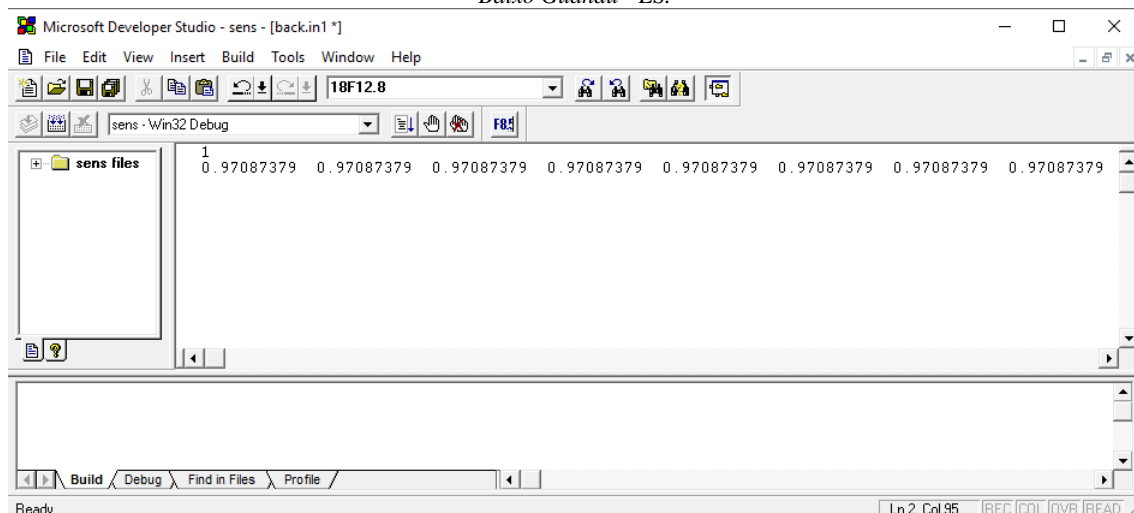
Figura 9 – Modelo de entrada de dados para a etapa de treinamento aplicada ao sistema operado no município de Baixo Guandu - ES.



Fonte: (Próprio autor, 2019)

De maneira semelhante, porém utilizando o arquivo “Backin1.txt”, inseriu-se os dados contido no banco de diagnóstico, para o sistema anteriormente citado. Resultando na representação da **Erro! Fonte de referência não encontrada.**

Figura 10 – Modelo de entrada de dados para a etapa de diagnóstico aplicada ao sistema operado no município de Baixo Guandu - ES.



Fonte: (Próprio autor, 2019).

É importante alertar que os parâmetros “Tol (tolerância)”, “MI (Taxa de Treinamento)”, “ETA (Constante de momento)” e “Lambda”, foram definidos por meio de um processo de tentativa e erro, cuja única diferença para o processo de previsão, consiste na não aplicação do diagnóstico para o sistema analisado.

Desta forma o sistema inteligente realizou o processo de treinamento, cuja finalização ocorreu quando a comparação entre a tarifa média praticada (IN-004) e as

tarifas projetadas, para todos os anos do banco de treinamento, atenderam a tolerância pré-definida. A explicação, destes parâmetros, consta do Apêndice A.

Por fim, o resultado da tarifa média, ocorreu conforme apresentado nas **Erro! Fonte de referência não encontrada.** e 12.

Figura 11 - Finalização do processo de treinamento/diagnóstico para o município de Baixo Guandu - ES.

```

"C:\Users\Casa\Desktop\Rede Neural - Programa\Alberto - Autarquia\sens.exe"
Iteracao= 744338 EGN= .000000 DEG= .000000 MI= .500000 U= .000000
Iteracao= 744339 EGN= .000000 DEG= .000000 MI= .500000 U= .000000

PROCESSAMENTO
Horas = 0
Minutos = 1
Segundos = 24 Centesimos de Segundos = 13

Deseja efetuar o calculo de sensibilidade ?

```

Fonte: (Próprio autor, 2019)

Figura 12 - Obtenção da tarifa média projetada, para o município de Baixo Guandu ES.

```

Microsoft Developer Studio - sens - [BACK.SAI]
File Edit View Insert Build Tools Window Help
18F12.8
sens - Win32 Debug
sens files .92728370
Build Debug Find in Files Profile /
Ready Ln 2, Col 27

```

Fonte: (Próprio autor, 2019)

Este processo foi aplicado a todos os sistemas contidos nos 3 subgrupos propostos. Os valores projetados para a tarifa média de cada um dos sistemas analisados constam do Apêndice-B.

5.5 Validação da proposta

Conforme proposto no item 4.4, as métricas adotadas para a validação da proposta apresentada, consistiu na comparação dos seguintes critérios:

- Erro médio quadrado (MSE);
- Erro médio percentual (MAPE);
- Verificação da aplicação das tarifas médias projetadas definidas, por meio dos dois modelos de previsão.

Desta forma obtiveram se os resultados apresentados, para o cenário 01, nas Tabela 26 a 29. Para os demais cenários, verificar as tabelas e figuras no Apêndice A.

• Erro Médio Quadrado

Tabela 26 - Valores médios dos cálculos de erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MSE -Regressão Linear Múltipla					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 01	Autarquia	PR	0,000051		0,023553	0,019156	
		RS					0,000209
		SC	0,000967	0,004627	0,000418	0,000086	0,000130
		ES		0,002459	0,038511		0,001653
		MG	0,017489	0,000868	0,000386	0,005328	0,007632
		RJ					0,001409
		SP		0,000002	0,003569	0,000146	0,001422
	Média	0,006169	0,001989	0,013287	0,006179	0,002076	
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				0,002720	
		ES					0,000148
		MG		0,009274			
		RJ			0,168353	0,000000	0,002991
SP			0,075264		0,007627	0,006015	
Média		0,028179	0,168353	0,003449	0,003051		

Fonte: Elaboração do próprio autor

Tabela 27 - Valores médios dos cálculos de erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MSE -Rede Neural					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 01	Autarquia	PR	0,001217		0,002407	0,002259	
		RS					0,005429
		SC	0,000318	0,006187	0,000999	0,002765	0,000875
		ES		0,002475	0,009577		0,001024
		MG	0,001240	0,005246	0,002347	0,002461	0,005502
		RJ					0,001146
		SP		0,001616	0,005597	0,003245	0,003744
	Média	0,000925	0,003881	0,004185	0,002683	0,002953	
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				0,004575	
		ES					0,000409
		MG		0,000024			
		RJ		0,001511	0,001415	0,002299	0,000791
SP			0,000000		0,006679	0,004157	
Média		0,000512	0,001415	0,004518	0,001786		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Erro Médio Percentual (MAPE)

Tabela 28 - Valores médios dos cálculos de erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MAPE -Regressão Linear Múltipla					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 01	Autarquia	PR	0,7381%		11,4188%	10,4895%	
		RS					1,3274%
		SC	3,2022%	5,3469%	2,1624%	0,9545%	1,1739%
		ES		5,3440%	18,0157%		3,2043%
		MG	10,7167%	2,5693%	1,7129%	4,6600%	5,6224%
		RJ					3,8669%
		SP		0,1452%	5,1871%	0,9913%	2,4804%
	Média	4,8857%	3,3514%	7,6994%	4,2738%	2,9459%	
	Empresa privada	PR					
		RS				5,8444%	
		SC					
		ES					1,2520%
		MG		9,9193%			
		RJ		0,0000%	30,8168%	0,0276%	3,3187%
SP			28,2573%		6,4591%	6,6104%	
Média		12,7255%	30,8168%	4,1103%	3,7270%		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

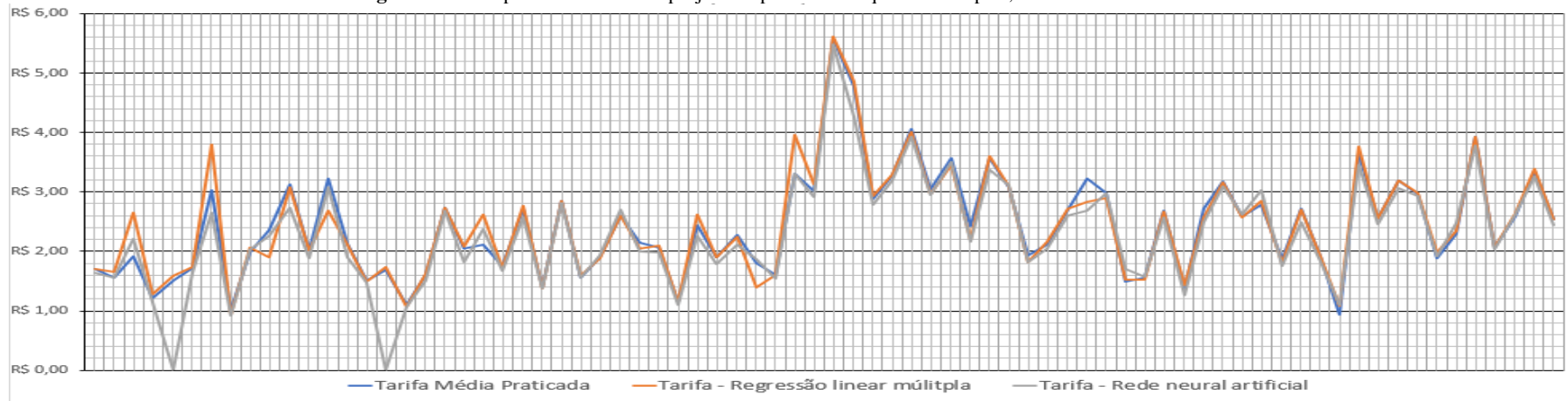
Tabela 29 - Valores médios dos cálculos de erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MAPE -Rede Neural					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 01	Autarquia	PR	3,5932%		4,9764%	3,4962%	
		RS					6,1294%
		SC	1,8373%	6,7240%	3,3577%	5,4162%	3,0475%
		ES		52,7949%	10,3253%		2,4546%
		MG	51,8138%	6,0886%	4,0050%	4,9754%	6,7131%
		RJ					3,4865%
		SP		4,1409%	6,3887%	5,3075%	4,9918%
	Média	19,0814%	17,4371%	5,8106%	4,7988%	4,4705%	
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				7,5798%	
		ES					2,0834%
		MG		0,5071%			
		RJ		4,0036%	3,8522%	4,9266%	2,6340%
SP			0,0379%		8,0291%	6,0663%	
Média		1,5162%	3,8522%	6,8452%	3,5946%		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

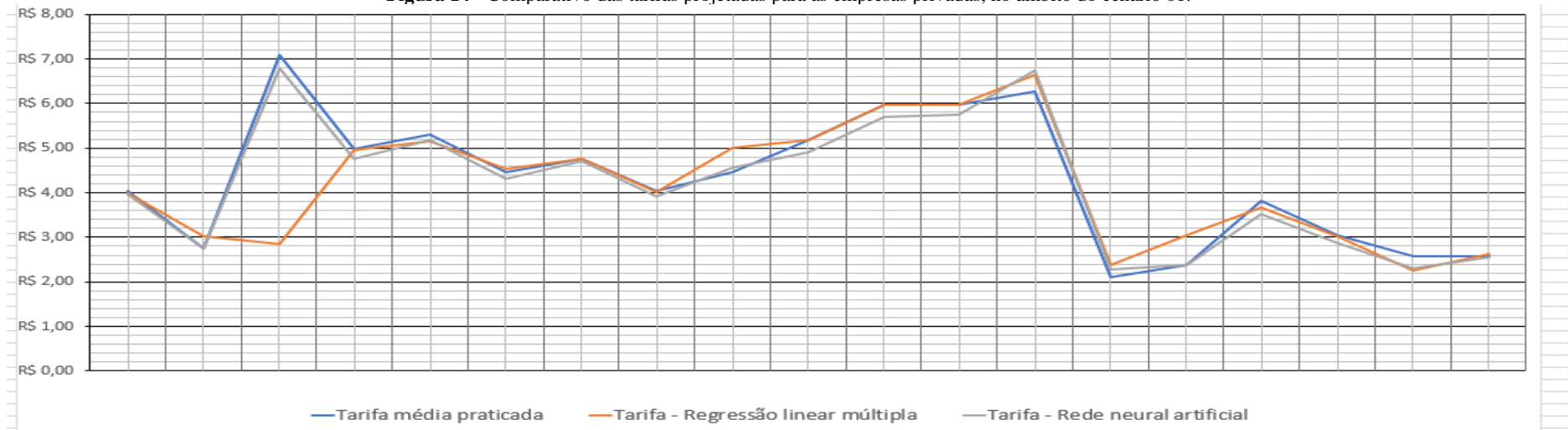
A seguir destaca-se, as Figuras 13 e 14, um comparativo entre as tarifas reais, tarifa projetadas pelas duas ferramentas utilizadas, para as autarquias municipais e as empresas privadas.

Figura 13 - Comparativo das tarifas projetadas para as autarquias municipais, no âmbito do cenário 01.



Fonte: (Próprio autor, 2019)

Figura 14 - Comparativo das tarifas projetadas para as empresas privadas, no âmbito do cenário 01.



Fonte: (Próprio autor, 2019)

Com base nos resultados obtidos para os erros médios, quadraticos e percentuais, nota-se:

- 1) A retirada, no banco de dados de treinamento, de registros históricos cuja relação receita despesa evidenciou déficit financeiro, reflete negativamente tanto na seleção das variáveis explicativas a serem utilizadas nos modelos de previsão quanto nos erros obtidos pelos modelos de previsão;
- 2) Verificou-se a diminuição da acurácia das previsões efetuadas pela rede neural para as autarquias, sendo tal diminuição constatada por meio do aumento dos valores do erro MSE.
- 3) Quando observado o erro MAPE, constata-se que as previsões, para ambos os modelos, apresentaram aumento no referido indicador.

Verificação da aplicação das tarifas médias projetadas, por meio dos dois modelos de previsão.

A seguir são apresentados, nas Tabela 30 a 34 os resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada.

Tabela 30 - Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 01.

Cenário 01			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) - Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) - Rede Neural	FN001 -Receita operacional direta total (2017)	FN004 -Receita operacional indireta (2017)	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS) (2017)
<i>Baixo Guandu</i>	ES	Autarquia	R\$6.105.694,67	R\$5.865.367,49	R\$6.149.681,03	R\$140.844,92	R\$6.110.693,58
<i>Colatina</i>	ES	Autarquia	R\$25.504.117,89	R\$24.022.136,57	R\$24.029.828,12	R\$2.026.504,47	R\$22.130.694,28
<i>Guaçuí</i>	ES	Autarquia	R\$4.213.558,87	R\$3.505.384,82	R\$3.058.180,00	R\$	R\$2.407.068,00
<i>Jerônimo Monteiro</i>	ES	Autarquia	R\$1.739.363,04	R\$1.553.613,65	R\$1.647.044,27	R\$41.750,02	R\$1.214.163,19
<i>João Neiva</i>	ES	Autarquia	R\$2.657.271,63	R\$-	R\$2.528.942,43	R\$	R\$1.741.102,06
<i>Linhares</i>	ES	Autarquia	R\$28.587.598,68	R\$27.118.763,54	R\$28.511.441,81	R\$1.242.465,50	R\$19.591.420,50
<i>Marataízes</i>	ES	Autarquia	R\$11.959.668,93	R\$8.332.138,60	R\$9.530.641,54	R\$451.096,65	R\$7.911.080,29
<i>Mimoso do Sul</i>	ES	Autarquia	R\$2.215.173,34	R\$2.180.545,69	R\$2.398.185,37	R\$35.881,82	R\$2.153.574,22
<i>Aimorés</i>	MG	Autarquia	R\$5.476.794,30	R\$5.393.172,52	R\$5.267.755,00	R\$176.827,00	R\$4.600.504,00
<i>Bandeira do Sul</i>	MG	Autarquia	R\$797.948,12	R\$951.195,72	R\$985.911,58	R\$	R\$942.310,51
<i>Barbacena</i>	MG	Autarquia	R\$24.901.185,79	R\$22.106.106,84	R\$25.197.664,12	R\$930.332,79	R\$21.191.677,73
<i>Cambuí</i>	MG	Autarquia	R\$5.489.866,04	R\$5.136.326,55	R\$5.506.681,11	R\$412.765,51	R\$3.766.681,92
<i>Campo Belo</i>	MG	Autarquia	R\$10.339.161,17	R\$11.865.924,51	R\$12.394.315,03	R\$696.529,12	R\$8.081.052,31
<i>Campo do Meio</i>	MG	Autarquia	R\$1.720.673,40	R\$1.548.224,36	R\$1.740.703,24	R\$	R\$1.512.888,46
<i>Carangola</i>	MG	Autarquia	R\$6.427.488,50	R\$6.413.772,81	R\$6.540.277,03	R\$196.954,21	R\$6.036.245,84
<i>Coqueiral</i>	MG	Autarquia	R\$1.430.089,60	R\$-	R\$1.398.114,30	R\$	R\$947.298,40
<i>Elói Mendes</i>	MG	Autarquia	R\$3.600.838,72	R\$3.571.998,29	R\$3.711.979,31	R\$675.166,92	R\$3.269.974,64
<i>Formiga</i>	MG	Autarquia	R\$12.478.570,34	R\$11.593.416,52	R\$12.379.491,27	R\$2.724.572,50	R\$9.283.654,14
<i>Governador Valadares</i>	MG	Autarquia	R\$77.765.494,16	R\$76.342.936,88	R\$77.800.001,50	R\$6.136.374,83	R\$76.715.505,20
<i>Guanhães</i>	MG	Autarquia	R\$5.263.220,10	R\$4.628.672,63	R\$5.186.829,80	R\$541.022,36	R\$4.951.581,05
<i>Itabira</i>	MG	Autarquia	R\$33.493.956,66	R\$30.219.919,15	R\$23.055.138,15	R\$1.208.728,77	R\$21.244.052,36
<i>Lagoa da Prata</i>	MG	Autarquia	R\$12.890.401,32	R\$12.597.823,09	R\$13.131.105,83	R\$977.299,35	R\$7.168.749,36
<i>Muriae</i>	MG	Autarquia	R\$32.061.808,51	R\$29.770.989,55	R\$31.571.284,36	R\$2.941.782,21	R\$19.354.303,10
<i>Nepomuceno</i>	MG	Autarquia	R\$3.905.907,53	R\$3.896.511,16	R\$3.947.645,66	R\$177.322,61	R\$3.328.752,33

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 31 - Resultados obtidos por meio da aplicação da Tarifa Média Projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 01.

<i>Cenário 01</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) - Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) - Rede Neural	FN001 -Receita operacional direta total (2017)	FN004 -Receita operacional indireta (2017)	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS) (2017)
<i>Oliveira</i>	MG	Autarquia	R\$9.943.917,58	R\$9.856.909,07	R\$9.975.298,15	R\$820.444,36	R\$8.188.514,24
<i>Paraisópolis</i>	MG	Autarquia	R\$2.504.021,44	R\$2.444.932,62	R\$2.448.099,45	R\$1.246.277,94	R\$1.323.012,24
<i>Passos</i>	MG	Autarquia	R\$23.618.191,71	R\$24.181.877,62	R\$23.779.982,18	R\$1.636.377,58	R\$20.295.077,90
<i>Pirapora</i>	MG	Autarquia	R\$15.450.183,96	R\$16.044.757,59	R\$15.513.363,17	R\$668.397,46	R\$13.145.560,89
<i>Raul Soares</i>	MG	Autarquia	R\$3.379.916,16	R\$3.302.472,20	R\$3.549.620,22	R\$282.656,63	R\$2.853.565,19
<i>Sacramento</i>	MG	Autarquia	R\$4.647.156,68	R\$4.385.782,26	R\$4.564.819,86	R\$	R\$4.229.039,90
<i>Três Pontas</i>	MG	Autarquia	R\$9.282.467,85	R\$8.951.720,14	R\$9.299.348,78	R\$1.012.174,83	R\$6.691.636,91
<i>Viçosa</i>	MG	Autarquia	R\$16.122.437,46	R\$13.853.474,64	R\$14.984.573,33	R\$519.524,90	R\$10.807.095,10
<i>Bandeirantes</i>	PR	Autarquia	R\$7.510.280,27	R\$7.068.342,21	R\$7.536.262,71	R\$443.256,54	R\$7.348.388,55
<i>Ibiporã</i>	PR	Autarquia	R\$14.842.652,72	R\$13.931.521,38	R\$14.942.984,21	R\$608.927,27	R\$11.658.560,06
<i>Jaguaraiá</i>	PR	Autarquia	R\$7.236.264,00	R\$9.735.812,55	R\$9.361.463,99	R\$1.334.238,12	R\$7.144.699,52
<i>Lobato</i>	PR	Autarquia	R\$1.015.439,94	R\$971.780,49	R\$1.006.009,69	R\$43.189,12	R\$998.144,93
<i>Marechal Cândido Rondon</i>	PR	Autarquia	R\$18.199.616,75	R\$15.137.744,23	R\$15.155.660,65	R\$1.349.339,64	R\$10.799.734,45
<i>Barra Mansa</i>	RJ	Autarquia	R\$46.988.948,22	R\$43.662.310,36	R\$45.214.348,23	R\$7.018.569,48	R\$43.705.388,80
<i>Caxias do Sul</i>	RS	Autarquia	R\$196.924.119,91	R\$192.416.864,58	R\$195.800.166,85	R\$3.414.411,57	R\$119.707.542,61
<i>São Leopoldo</i>	RS	Autarquia	R\$83.652.620,91	R\$73.311.435,14	R\$82.082.267,30	R\$13.326.805,79	R\$63.702.941,19
<i>Campos Novos</i>	SC	Autarquia	R\$8.960.395,38	R\$8.503.536,68	R\$8.798.255,57	R\$578.879,21	R\$7.604.520,62
<i>Herval D Oeste</i>	SC	Autarquia	R\$7.211.300,13	R\$6.994.976,83	R\$7.156.381,05	R\$307.976,11	R\$5.958.588,02
<i>Jaraguá do Sul</i>	SC	Autarquia	R\$57.138.903,67	R\$56.055.627,15	R\$57.812.264,42	R\$1.970.514,08	R\$48.652.887,42
<i>Joaçaba</i>	SC	Autarquia	R\$9.482.437,17	R\$9.421.412,38	R\$9.734.486,57	R\$418.925,33	R\$8.105.185,38
<i>Luzerna</i>	SC	Autarquia	R\$2.104.576,56	R\$2.134.253,09	R\$2.172.451,00	R\$93.491,81	R\$1.808.838,91
<i>Orleans</i>	SC	Autarquia	R\$4.936.370,98	R\$4.861.421,53	R\$5.469.777,06	R\$432.786,43	R\$4.738.828,64
<i>São Bento do Sul</i>	SC	Autarquia	R\$20.712.999,67	R\$19.405.914,38	R\$20.539.873,04	R\$1.217.600,34	R\$18.743.141,96
<i>Araraquara</i>	SP	Autarquia	R\$107.637.053,77	R\$108.425.431,71	R\$100.559.133,13	R\$8.920.750,42	R\$84.510.305,05

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 32 - Resultados obtidos por meio da aplicação da Tarifa Média Projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 01.

<i>Cenário 01</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) -Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) -Rede Neural	FN001 -Receita operacional direta total (2017)	FN004 -Receita operacional indireta (2017)	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS) (2017)
<i>Araras</i>	SP	Autarquia	R\$30.862.465,18	R\$30.771.160,30	R\$32.931.070,46	R\$2.019.254,09	R\$29.480.681,27
<i>Artur Nogueira</i>	SP	Autarquia	R\$11.672.463,85	R\$11.023.512,01	R\$11.402.942,67	R\$1.468.718,16	R\$11.163.069,47
<i>Barra Bonita</i>	SP	Autarquia	R\$11.493.665,18	R\$11.041.198,95	R\$11.435.057,26	R\$1.115.995,91	R\$11.332.298,60
<i>Barretos</i>	SP	Autarquia	R\$39.301.802,52	R\$37.193.228,54	R\$44.838.875,82	R\$818.392,88	R\$42.574.885,05
<i>Bauru</i>	SP	Autarquia	R\$122.888.121,79	R\$126.600.863,95	R\$126.338.332,65	R\$24.675.822,51	R\$87.846.593,11
<i>Bebedouro</i>	SP	Autarquia	R\$21.885.505,16	R\$24.518.793,78	R\$21.499.286,84	R\$	R\$18.170.207,72
<i>Cândido Mota</i>	SP	Autarquia	R\$5.707.537,60	R\$5.875.452,73	R\$5.769.482,89	R\$611.137,35	R\$5.398.308,45
<i>Capivari</i>	SP	Autarquia	R\$15.947.441,73	R\$15.333.942,41	R\$16.039.524,75	R\$2.020.562,13	R\$15.240.246,23
<i>Dois Córregos</i>	SP	Autarquia	R\$4.471.813,92	R\$3.964.596,87	R\$4.304.639,48	R\$	R\$3.918.635,87
<i>Guarulhos</i>	SP	Autarquia	R\$399.837.874,54	R\$387.033.620,46	R\$420.621.005,75	R\$4.003.358,70	R\$365.687.483,08
<i>Jacareí</i>	SP	Autarquia	R\$88.059.720,94	R\$86.071.936,66	R\$88.276.080,77	R\$6.005.693,90	R\$72.517.425,71
<i>Leme</i>	SP	Autarquia	R\$33.793.279,06	R\$34.486.663,29	R\$34.073.458,11	R\$1.223.396,18	R\$23.988.315,64
<i>Mogi das Cruzes</i>	SP	Autarquia	R\$134.155.860,16	R\$142.333.234,89	R\$131.011.304,06	R\$26.702.246,41	R\$118.296.243,43
<i>Mogi Guaçu</i>	SP	Autarquia	R\$38.083.901,08	R\$36.985.638,53	R\$39.217.966,62	R\$8.727.916,47	R\$34.566.957,90
<i>Ourinhos</i>	SP	Autarquia	R\$31.154.062,91	R\$28.783.742,12	R\$31.369.049,00	R\$954.763,00	R\$26.389.923,00
<i>Palmital</i>	SP	Autarquia	R\$4.938.737,04	R\$4.741.115,04	R\$4.933.073,05	R\$692.878,63	R\$4.655.241,84
<i>Pereira Barreto</i>	SP	Autarquia	R\$5.287.059,16	R\$5.416.500,47	R\$4.628.187,00	R\$859.422,00	R\$4.083.634,00
<i>Piracicaba</i>	SP	Autarquia	R\$216.694.243,19	R\$199.129.040,18	R\$210.246.572,40	R\$6.952.029,99	R\$172.565.546,86
<i>Pirassununga</i>	SP	Autarquia	R\$25.008.400,84	R\$24.077.205,28	R\$25.092.314,00	R\$2.861.340,00	R\$20.593.342,00
<i>Ribeirão Preto</i>	SP	Autarquia	R\$334.650.336,43	R\$319.605.143,99	R\$333.618.905,62	R\$18.758.939,44	R\$199.245.015,54
<i>Rio Claro</i>	SP	Autarquia	R\$94.437.136,86	R\$92.962.433,37	R\$94.166.469,17	R\$	R\$43.263.297,90
<i>Rio das Pedras</i>	SP	Autarquia	R\$8.944.849,04	R\$8.645.250,47	R\$8.478.762,99	R\$115.604,01	R\$8.455.642,04
<i>Santa Bárbara D Oeste</i>	SP	Autarquia	R\$63.470.664,28	R\$67.020.696,81	R\$61.004.642,24	R\$4.053.314,52	R\$59.124.910,20
<i>Santo André</i>	SP	Autarquia	R\$311.355.363,12	R\$299.805.310,74	R\$310.124.224,14	R\$8.870.185,93	R\$183.569.003,16
<i>São José do Rio Preto</i>	SP	Autarquia	R\$182.210.235,13	R\$178.565.928,97	R\$182.534.652,48	R\$25.173.560,45	R\$136.383.251,31

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 33 - Resultados obtidos por meio da aplicação da Tarifa Média Projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 01.

<i>Cenário 01</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) -Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) -Rede Neural	FN001 -Receita operacional direta total	FN004 -Receita operacional indireta	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
<i>Valinhos</i>	SP	Autarquia	R\$46.856.655,60	R\$46.615.037,94	R\$46.177.451,79	R\$3.198.347,75	R\$46.121.551,85
<i>Vinhedo</i>	SP	Autarquia	R\$34.106.222,52	R\$32.912.002,62	R\$33.758.491,96	R\$1.441.047,34	R\$27.942.592,97
<i>Votuporanga</i>	SP	Autarquia	R\$31.003.221,49	R\$29.904.856,61	R\$30.963.175,60	R\$3.986.255,10	R\$22.560.879,40
<i>Cachoeiro de Itapemirim</i>	ES	Empresa Privada	R\$86.116.900,93	R\$85.391.806,16	R\$86.983.723,18	R\$3.529.254,39	R\$83.353.561,12
<i>Paraguaçu</i>	MG	Empresa Privada	R\$6.502.238,59	R\$5.945.465,01	R\$5.916.273,99	R\$227.093,00	R\$4.980.781,02
<i>Armação dos Búzios</i>	RJ	Empresa Privada	R\$22.170.730,20	R\$52.715.307,95	R\$55.095.893,00	R\$3.180.357,00	R\$22.427.500,00
<i>Cabo Frio</i>	RJ	Empresa Privada	R\$136.904.054,70	R\$130.878.631,75	R\$136.843.098,00	R\$17.688.763,00	R\$103.126.507,00
<i>Campos dos Goytacazes</i>	RJ	Empresa Privada	R\$200.469.741,24	R\$200.952.362,41	R\$206.098.847,79	R\$6.747.509,54	R\$164.445.761,75
<i>Iguaba Grande</i>	RJ	Empresa Privada	R\$19.643.722,34	R\$18.615.350,66	R\$19.294.857,00	R\$3.212.388,00	R\$16.091.952,00
<i>Niterói</i>	RJ	Empresa Privada	R\$386.640.612,85	R\$381.199.605,32	R\$385.041.795,97	R\$5.412.595,52	R\$335.661.957,71
<i>Nova Friburgo</i>	RJ	Empresa Privada	R\$81.776.353,85	R\$79.918.755,93	R\$82.804.105,82	R\$2.014.077,82	R\$76.183.378,16
<i>Petrópolis</i>	RJ	Empresa Privada	R\$116.193.733,78	R\$105.355.556,77	R\$103.474.297,59	R\$2.332.031,17	R\$88.791.942,70
<i>São Pedro da Aldeia</i>	RJ	Empresa Privada	R\$63.217.778,22	R\$59.848.276,22	R\$63.138.082,00	R\$9.018.352,00	R\$43.525.758,00
<i>Saquarema</i>	RJ	Empresa Privada	R\$20.434.856,00	R\$19.499.864,29	R\$20.423.574,68	R\$760.987,07	R\$5.792.347,14
<i>Silva Jardim</i>	RJ	Empresa Privada	R\$3.553.914,00	R\$3.411.629,19	R\$3.551.952,02	R\$132.346,54	R\$1.175.882,60
<i>Itapema</i>	SC	Empresa Privada	R\$46.673.741,35	R\$47.439.014,92	R\$48.002.819,56	R\$1.001.637,63	R\$34.654.653,61
<i>Araçatuba</i>	SP	Empresa Privada	R\$84.078.259,67	R\$80.178.889,84	R\$78.087.064,20	R\$3.234.949,05	R\$74.341.135,01
<i>Guará</i>	SP	Empresa Privada	R\$7.486.741,08	R\$5.835.068,91	R\$5.843.768,20	R\$	R\$3.806.671,94
<i>Limeira</i>	SP	Empresa Privada	R\$149.124.296,12	R\$142.626.594,06	R\$154.898.044,00	R\$4.873.974,00	R\$124.718.861,00
<i>Mirassol</i>	SP	Empresa Privada	R\$25.214.851,45	R\$23.875.351,79	R\$25.228.790,56	R\$1.139.814,13	R\$20.951.656,51
<i>Porto Ferreira</i>	SP	Empresa Privada	R\$18.267.807,84	R\$18.720.259,90	R\$20.962.897,76	R\$776.150,17	R\$13.904.492,49
<i>Votorantim</i>	SP	Empresa Privada	R\$42.984.554,99	R\$41.395.744,22	R\$42.012.875,99	R\$1.159.927,16	R\$38.858.174,43

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para o cenário 01, o modelo de regressão foi responsável por: duas previsões nas quais a aplicação do valor projetado resultou em receita direta inferior à despesa total (resultado igual ao do modelo de previsão utilizando rede neural); duas previsões cuja receita direta resultante da aplicação da tarifa projetada era inferior à despesa total, porém quando observado o valor da receita indireta para o ano de 2017, a receita total se mostrou superavitária quando comparada à despesa total (ante sete situações similares de acordo com o modelo de previsão utilizando rede neural); e 91 previsões cuja receita direta total foi superior à despesa total (ao passo que a rede neural foi responsável por 84 aplicações com sucesso da tarifa). Destaca-se que houve ainda dois casos de paralisia da rede

Para o cenário 02, o modelo de regressão foi responsável por três previsões nas quais a aplicação do valor projetado resultou em receita direta inferior à despesa total (contra seis casos na rede neural artificial); quatro previsões cuja receita direta resultante da aplicação da tarifa projetada era inferior à despesa total, porém quando observado o valor da receita indireta para o ano de 2017, a receita total se mostrou superavitária comparada à despesa total (contra sete casos na previsão com rede neural artificial) ; e 57 previsões cuja receita direta total foi superior à despesa total (frente a 52 casos no modelo de previsão utilizando rede neural artificial).

Para o cenário 03, o modelo de regressão foi responsável por seis previsões onde a aplicação do valor projetado resultou em receita direta inferior à despesa total (contra oito situações similares no modelo de previsão baseado em rede neural); quatro previsões cuja receita direta resultante da aplicação da tarifa projetada era inferior à despesa total, porém quando observado o valor da receita indireta para o ano de 2017, a receita total se mostrou superavitária comparada à despesa total (frente a cinco situações similares utilizando o modelo de previsão com rede neural); e 90 previsões cuja receita direta total foi superior à despesa total (face aos 87 casos respectivos na previsão com rede neural).

- Multicolinearidade

De acordo com os resultados obtidos, por meio de ambos os processos de previsão, as observações feitas por Hair Jr *et al.* (2005), quanto aos tratamentos propostos para abordar a multicolinearidade, constatou-se que para fins de previsão a

presença da multicolinearidade entre as variáveis explicativas não resultou em efeitos negativos sobre essa previsão, para os modelos propostos.

As Tabela 34, 35 e 36 apresentam as matrizes de correlação entre os indicadores de três sistemas (Baixo Guandú, Bandeira do Sul e Linhares, todos no estado do Espírito Santo), sendo que o primeiro resultou em previsão de uma tarifa cuja aplicabilidade traria um déficit financeiro, não fosse a parcela da receita indireta do sistema; o segundo, cuja aplicação resultaria em déficit financeiro, mesmo com a parcela da receita indireta; e, por último, e não menos importante, um sistema cuja previsão garantiria o superávit financeiro. As matrizes foram elaboradas no software *StatSoft Statistica®* v.12.

Tabela 34 - Matriz de correlação definida para os 8 indicadores selecionados para a autarquia operada no município de Baixo Guandú – ES.

	Var. 01	Var. 02	Var. 03	Var. 04	Var. 05	Var. 06	Var. 07	Var. 08
Var. 01	1,000000	0,999932	0,999691	0,999855	0,910580	0,994752	0,950809	0,910580
Var. 02	0,999932	1,000000	0,999333	0,999976	0,908938	0,995116	0,949851	0,908938
Var. 03	0,999691	0,999333	1,000000	0,999142	0,913670	0,993525	0,952419	0,913670
Var. 04	0,999855	0,999976	0,999142	1,000000	0,910154	0,995343	0,949219	0,910154
Var. 05	0,910580	0,908938	0,913670	0,910154	1,000000	0,918676	0,827795	1,000000
Var. 06	0,994752	0,995116	0,993525	0,995343	0,918676	1,000000	0,915838	0,918676
Var. 07	0,950809	0,949851	0,952419	0,949219	0,827795	0,915838	1,000000	0,827795
Var. 08	0,910580	0,908938	0,913670	0,910154	1,000000	0,918676	0,827795	1,000000

Fonte: (Próprio autor, 2019)

Tabela 35 - Matriz de correlação definida para os 8 indicadores selecionados para a autarquia operada no município de Bandeira do Sul – ES.

	Var. 01	Var. 02	Var. 03	Var. 04	Var. 05	Var. 06	Var. 07	Var. 08
Var. 01	1,000000	0,999953	0,998613	1,000000	0,960020	0,984858	0,986442	0,960020
Var. 02	0,999953	1,000000	0,998054	0,999953	0,962581	0,986269	0,987553	0,962581
Var. 03	0,998613	0,998054	1,000000	0,998613	0,944587	0,975602	0,978812	0,944587
Var. 04	1,000000	0,999953	0,998613	1,000000	0,960020	0,984858	0,986442	0,960020
Var. 05	0,960020	0,962581	0,944587	0,960020	1,000000	0,983487	0,975958	1,000000
Var. 06	0,984858	0,986269	0,975602	0,984858	0,983487	1,000000	0,999185	0,983487
Var. 07	0,986442	0,987553	0,978812	0,986442	0,975958	0,999185	1,000000	0,975958
Var. 08	0,960020	0,962581	0,944587	0,960020	1,000000	0,983487	0,975958	1,000000

Fonte: (Próprio autor, 2019)

Tabela 36 - Matriz de correlação definida para os 8 indicadores selecionados para a autarquia operada no município de Linhares - ES (Fonte: Próprio autor, 2019)

	Var. 01	Var. 02	Var. 03	Var. 04	Var. 05	Var. 06	Var. 07	Var. 08
Var. 01	1,000000	0,999683	0,998332	0,997212	0,979559	0,995333	0,967724	0,963066
Var. 02	0,999683	1,000000	0,996561	0,996220	0,977554	0,996274	0,963757	0,963124
Var. 03	0,998332	0,996561	1,000000	0,997097	0,981810	0,990790	0,974501	0,960627
Var. 04	0,997212	0,996220	0,997097	1,000000	0,969418	0,987781	0,958024	0,946326
Var. 05	0,979559	0,977554	0,981810	0,969418	1,000000	0,973603	0,977079	0,973965
Var. 06	0,995333	0,996274	0,990790	0,987781	0,973603	1,000000	0,971627	0,977821
Var. 07	0,967724	0,963757	0,974501	0,958024	0,977079	0,971627	1,000000	0,984090
Var. 08	0,963066	0,963124	0,960627	0,946326	0,973965	0,977821	0,984090	1,000000

Fonte: (Próprio autor, 2019)

Constata-se a ocorrência de multicolinearidade severa entre as variáveis explicativas utilizadas. Porém, conforme sugerido por HAIR Jr *et al.*, (2005), para fins de previsão, a seleção de variáveis, ainda que altamente correlacionadas, pode fornecer resultados satisfatórios.

6 CONCLUSÕES

Frente aos resultados obtidos neste estudo, as conclusões estão elencadas de acordo com as etapas definidas pela metodologia exposta. Ressaltam-se que as conclusões derivam das análises feitas, apenas, com embasamento no presente estudo, atendendo os critérios impostos pela metodologia empregada.

6.1 Organização e seleção dos dados

Com base na análise preliminar dos dados disponibilizados na ampla base de dados do SNIS, é possível afirmar que:

- Quando analisados os valores de IDA_{anual} , nota-se que a confiabilidade dos dados apresentados cresceu consideravelmente ao longo dos anos, para ambas as classes jurídicas estudadas. Tal constatação pode ser entendida como um indicativo de aumento da tecnicidade e controle dos modelos de operação dos sistemas de abastecimento de água e coleta de esgoto;
- A separação dos sistemas de acordo com as classes jurídicas, demonstrou-se uma ferramenta válida, uma vez que o número de variáveis comuns entre as duas classes jurídicas foi baixo, quando analisadas para os mesmos cenários financeiros. De tal modo, a unificação dos sistemas resultaria em um número menor de variáveis explicativas.
- A seleção entre as 225 variáveis do SNIS utilizando o critério de correlação como ferramenta de seleção apresentou uma notável diferença entre as duas classes jurídicas estudadas, em seus respectivos cenários financeiros analisados, evidenciando a afirmação de HAIR Jr *et al.* (2005), de que para fins de explicação, a seleção de variáveis altamente correlacionadas não é uma ferramenta indicada, ao passo que quando aplicadas a modelos de previsão podem fornecer resultados satisfatórios.

6.2 Definição e aplicabilidade dos modelos

De posse dos bancos de dados de treinamento e diagnóstico definidos, aplicando os modelos de previsão baseados em regressão linear múltipla e em redes neurais artificiais, para avaliar a acurácia das tarifas médias projetadas notou-se que:

Quanto aos erros médios percentuais (MAPE), verifica-se que, para os três cenários estudados, a rede neural artificial apresentou valor médio do referido erro inferior ao valor obtido por meio do modelo de regressão linear múltipla nos cenários 01 e 02. Já sob a ótica do erro médio quadrado (MSE), verifica-se a ocorrência de valor médio, para a rede neural artificial, inferior ao mesmo indicador obtido por meio do modelo de regressão.

Do ponto de vista do desempenho, nota-se, de acordo com os erros encontrados, que o modelo de regressão apresentou melhores resultados para as autarquias municipais, ao passo que a rede neural apresentou melhor desempenho no processo de previsão das empresas privadas. Contudo é possível verificar que a rede, de maneira geral, conseguiu prever valores tarifários com melhor acurácia quando comparados aos valores encontrados por meio do modelo de regressão.

As Figuras 13 e 14, demonstram de maneira comparativa, que as previsões apresentam, para ambos os casos, elevada proximidade com o valor real. Destaca-se, segundo o Apêndice A, que as tarifas previstas pela rede apresentaram em sua maioria valores inferiores aos obtidos por regressão linear múltipla, tal efeito pode ser benéfico para a aplicação efetiva da tarifa, tendo em vista que a rejeição, por parte da população atendida, tenderia a ser menor.

6.3 Proposições futuras

Neste estudo, principalmente no que tange ao modelo adotado para a seleção das variáveis, notou-se a ausência de variáveis tais como (índice de perdas; extensão da rede; índice de hidrometração; consumo médio *per-capita*; entre outros), em vista dessa constatação, a ferramenta, de acordo com o apresentado neste estudo, trata-se de um complemento a ser utilizado no processo de definição das tarifas médias a serem praticadas pelos operadores dos sistemas.

Isto posto, sugere-se a utilização de outras ferramentas para seleção de variáveis, de tal forma que a gama de indicadores a serem considerados aumente, melhorando os modelos e, podendo assim, fornecer subsídios para a tomada de decisões. Para isto sugere-se, a investigação dos efeitos da seleção de variáveis moderadamente, ou fracamente, correlacionadas com a tarifa média praticada.

Sugere-se também, a adoção de modelos de previsão e, conseqüente correção de tarifas, de tal forma que as previsões sejam capazes, não só de garantir a continuação de operações de superavitárias, mas, também, para correção de sistemas deficitários apontando não só reajustes tarifários, mas também sugestões de possíveis indicadores cujas melhorias resultariam em ganho de eficiência, e por vezes, austeridade financeira, sem a necessidade de aumento da tarifa. Tal proposição, enquadrar-se-ia em um projeto de pesquisa multidisciplinar.

REFERÊNCIAS

ADYA, M. ; COLLOPY, F. How effective are neural networks at forecasting and prediction? A review and evaluation. **Journal Forecast**, Milsos Point, v. 17, p. 481-495, 1998.

BIONDI NETO, L. *et al.* Redes neurais artificiais para estimativa de custos de construção civil. *In: SIMPÓSIO DE PESQUISA OPERACIONAL E LOGÍSTICA MARINHA*, 7, 2004, Rio de Janeiro. **Anais [...]**. Rio de Janeiro: [s.n.], 2004. p. 94 - 102. Disponível em:
<https://www.marinha.mil.br/spolm/sites/www.marinha.mil.br.spolm/files/arq0011.pdf>.
 Acesso em: 23 set. 2019.

BRASIL. Senado Federal. **Lei Federal nº 11.445**. Institui a Política Nacional de Saneamento Básico. 2007. Disponível em:
http://www.epsvj.fiocruz.br/sites/default/files/documentos/pagina/lei_11445-07.pdf.
 Acesso em: 23 set. 2019.

BRASIL. Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental. **Sistema nacional de Informações sobre saneamento**. Brasília, DF: SNSA, 2018. Disponível em:
<http://app4.cidades.gov.br/serieHistorica/>. Acesso em: 23 set. 2019.

BRASIL. Senado Federal. **Decreto nº7.271/2010**. Regulamenta a Lei nº11.445, de 5 de janeiro de 2007, que estabelece diretrizes nacionais para o saneamento básico e dá outras providências. 2010

BRASIL. SNIS. **Diagnóstico dos serviços de água e esgoto - 2010**. Brasília, DF: Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental: 2018.

BRASIL. SNIS. **Glossário de Indicadores 2010**. Brasília, DF: Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental, 2010.

CAMARGO, A. F. ; LORENA, B. G. Saneamento básico no Brasil: estrutura tarifária e regulação. **Planejamento e Políticas Públicas**, Brasília, DF, n. 51. p. 165 – 202, 2018. Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/ppp/index.php/PPP/article/view/934>. Acesso em: 23 set. 2019.

CHECCO, G. B. **Tarifa de água e esgoto: o que está por trás do valor que pagamos**. São Paulo: Instituto Democracia e Sustentabilidade (IDS) e Aliança pela Água, 2017. Disponível em: https://www.aliancapelaagua.com.br/wp-content/uploads/2017/04/Publicac%CC%A7a%CC%83o-A-tarifa-dos-servic%CC%A7os-de-a%CC%81gua-e-esgoto_abril_2017.pdf. Acesso em: 23 set. 2019.

CRUZ, K. A.; RAMOS, F. S. Evidências de subsídio cruzado no setor de saneamento básico nacional e suas consequências. **Nova Economia**, Belo Horizonte, v. 26, n. 2, p. 623-651, 2016. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/neco/v26n2/1980-5381-neco-26-02-00623.pdf> Acesso em: 23 set. 2019.

DEVORE, J. L. **Probabilidade e estatística para engenharia e ciências**. Philadelphia : W. B. Saunders Company, 1972. V. 1, 549 p.

ESTRELLA, A.; NISHKIN, F. S. Predicting U.S. recessions: financial variables as leading indicators. **The Review of Economics and Statistics**, Cambridge, v. 80, p. 45-61, 1998. Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w5379>. Acesso em: 23 set. 2019.

FALKENBERG, A. V.; DYMINSKI, A. S. ; RIBEIRO, E. P. Redes neurais artificiais aplicadas à previsão de consumo de água. *In*: CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAIAS, 6, 2003, São Paulo. **Anais [...]**. São Paulo: Industrial Faculdade de Engenharia, 2003. p. 319 - 324. Disponível em: http://abricom.org.br/wp-content/uploads/2016/09/6CBRN_068.PDF. Acesso em: 23 set. 2019.

FARIAS, R. C.; QUADRELLI, G.; SILVA, C. E. A. Meodlo de previsão de demanada baseado em redes neurais: otimizando a cadeia de suprimentos. *In*: CONGRASSO NACIONAL DE EXCELÊNCIA EM GESTÃO, 12, 2016, Rio de Janeiro. **Anais [...]**. Rio de Janeiro, 2016. Disponível em: <http://www.inovarse.org/node/4492>. Acesso em: 23 set. 2019.

FÁVERO, L. P. ; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados**: estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017. 1187 p.

FINE, T. L. **Feedforward neural network methodology**. New York: Springer-Verlag, 1999.

FLORÊNCIO, P. H. B. **Aplicação de redes neurais artificiais na previsão de demanda de peças de reposição de veículos automotores**. 2016. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) - Pontifícia Universidade Católica de Goiás, Goiania, 2016. Disponível em: <http://tede2.pucgoias.edu.br:8080/bitstream/tede/2484/1/Paulo%20Henrique%20Borba%20Florencio.pdf>. Acesso em: 23 set. 2019.

HAIR Jr., J. F. *et al.* **Análise multivariada de dados**. Porto Alegre : Bookman, 2005.

HALLAK, R. ; PERREIRA FILHO, J. Metodologia para análise de desempenho de simulações de sistemas convectivos na região metropolitana de São Paulo com modelo ARPS: Sensibilidade a variações com os esquemas de advecção e assimilação de dados. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 26, n. 4, p. 591-608, 2011. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/rbmet/v26n4/a09v26n4.pdf>. Acesso em: 23 set. 2019.

HAMDAN, O. H. C. **Avaliação de indicadores aplicados a sistemas de abastecimento de água em Minas Gerais segundo os portes populacionais**. 2016. 139 f. Dissertação (Mestrado em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2016. Disponível em: <http://www.smarh.eng.ufmg.br/defesas/1242M.PDF>. Acesso em: 23 set. 2019.

HAYKIN, S. **Redes neurais**: princípios e prática. Porto Alegre : Bookman, 2001.

KROSE, B. ; SMAGT, P. V. **An introduction to neural networks**. - Amsterdam: [s.n.], 1996.

LAS CASAS, M. S. **Modelagem utilizando redes neurais artificiais para predição da percentagem de ferrita e parâmetros geométricos de cordões de solda de aços inoxidáveis austeníticos**. 2012. 113 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica)

- Escola de Engenharia, Universidade Federal de Minas Gerais, 2012. Disponível em: https://repositorio.ufmg.br/bitstream/1843/BUOS-9ABGGH/2/marina_las_casas.pdf. Acesso em: 23 set. 2019.

LOPES, M. L. M. **Desenvolvimento de redes neurais para previsão de cargas elétricas de sistema de energia elétrica**. 2005. 169 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2005. Disponível em: https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/100374/lopes_mlm_dr_ilha.pdf?sequence=1&isAllowed=y. Acesso em: 23 set. 2019.

LORENZI, A. **Aplicação de redes neurais artificiais para estimativa da resistência à compressão do concreto a partir da velocidade de propagação de pulso ultrassônico**. 2009. 215 f. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

LOTUFO, A. D. P. **Análise de sensibilidade por redes neurais para estudos de estabilidade transitória de sistemas elétricos de potência**. 2004. 146 f. Tese. (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2004. Disponível em: https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/100377/lotufo_adp_dr_ilha.pdf?sequence=1&isAllowed=y. Acesso em: 23 set. 2019.

MILOCA, S.; CONEJO, P. D. Análise fatorial e a multicolinearidade em modelos de regressão. **Synergismus Scyentifica UTFPR**, Pato Branco, v. 4, n. 2, 2009. Disponível em: <http://revistas.utfpr.edu.br/pb/index.php/SysScy/article/viewFile/661/378>. Acesso em: 23 set. 2019.

MINUSSI, C. R.; SILVEIRA, M. A. Electric power system transient stability by neural network *In: THE MIDWEST SYMPOSIUM ON CIRCUITS AND SYSTEM*, 38, 1995, Rio de Janeiro. **Conference of the [...]**. Rio de Janeiro: IEEE, 1995. p. 1305-1308.

NEUFELD, J. L. **Estatística aplicada à administração usando Excel**. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2003.

NOVAES, R. C. *et al.* Redes neurais artificiais aplicadas na previsão do preço no mercado Ibérico de eletricidade. **Engenharia em Ação UniToledo**, Araçatuba, v. 1, p. 153-168, 2016. Disponível em: <http://www.ojs.toledo.br/index.php/engenharias/article/view/147>. Acesso em: 23 set. 2019.

ODAN, F. K. **Estudo de confiabilidade aplicado à otimização da operação em tempo real de redes de abastecimento de água**. 2013. 210 f. Tese (Doutorado em Ciências) – Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos, 2013. Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18138/tde-03092013-135015/pt-br.php>. Acesso em: 23 set. 2019.

OLIVEIRA, C. M. **Previsão de cargas elétricas por meio de uma rede neural híbrida back-art fuzzy**. 2012. 74 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2012. Disponível em:

https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/87152/oliveira_cm_me_ilha.pdf?sequence=1&isAllowed=y. Acesso em: 23 set. 2019.

PORTO, B. M.; PHILIPPI, D. A. Previsão de séries temporais por meio de redes neurais. *In: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO – SIMEP*, 6, 2018, Salvador. **Anais [...]**. Salvador: [s.n.], 2018. p. 17.
<https://even3.blob.core.windows.net/anais/79506.pdf>. Acesso em: 23 set. 2019.

QUEIROZ, A. R. **Previsão de custos marginais em mercado de energia elétrica utilizando redes neurais**. 2007. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2007.

SAMARASINGHE, S. **Neural networks for applied science and engineering from fundamental to complex pattern recognition**. Boca Raton: Auerbach, 2007.

SCRIPTORE, J. S. **A parceria público-privada no saneamento básico brasileiro: uma proposta para o desenvolvimento do setor**. 2010. 153 f. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2010. Disponível em:
<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/96/96131/tde-05052010-162539/pt-br.php>. Acesso em: 23 set. 2019.

SIMPSON, P. K. **Artificia neural systems: foundations, paradigms, application, and implementations**. New York : Pergamon Press, 1989.

SWANSON, N. R. ; WHITE, H. Forecasting economic model of port critical spare parts. **International Journal of Forecast**, v. 13, p. 439-461, 1997.

VELASQUÉZ, R. M. G. **Seleção de variáveis de entrada para previsores neurais de carga**. 2006. 172 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa em Engenharia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006. Disponível em:
<http://www.pee.ufrj.br/index.php/pt/producao-academica/teses-de-doutorado/2006/2006112801-2006112801/file>. Acesso em: 23 set. 2019.

VIALI, L. **Correlação e regressão**. Porto Alegre: Instituto de Matemática e Estatística – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2019. (Série Estatística Básica). Disponível em:
<http://www.mat.ufrgs.br/~viali/sociais/mat02214/material/apostilas/CorRegSociais.pdf>. Acesso em: 23 set. 2019.

VILLAMAGNA, M. R. **Seleção de modelos de série temporais e redes neurais artificiais na previsão de consumo e demanda de energia elétrica**. 2013. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2013. Disponível em:
http://repositorio.ufla.br/jspui/bitstream/1/1117/1/DISSERTA%20c3%87%20c3%83O_Sele%20c3%a7%20c3%a3o%20de%20modelos%20de%20s%20c3%a9ries%20temporais%20e%20redes%20neurais%20artificiais%20na%20previs%20c3%a3o%20de%20consumo%20e%20demanda%20de%20energia%20el%20c3%a9trica.pdf. Acesso em: 23 set. 2019.

WIDROW, B. ; LEHR, M. A. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline and back-propagation. **Proceedings of the IEEE**, Piscataway, v. 78, p. 1415 – 1442, 1990.

Apêndice - A

Tabela 37 - Erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MSE -Regressão Linear Múltipla					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 02	Autarquia	PR			0,019118	0,004674	
		RS					0,027596
		SC	0,001882	0,010748	0,018148		0,001545
		ES			0,040895		0,010121
		MG		0,001115	0,039755	0,007824	0,008319
		RJ					
		SP			0,013121	0,001778	0,005646
	Média	0,001882	0,005931	0,026207	0,004759	0,010645	
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				0,073031	
		ES					
		MG		0,000031			
		RJ		-	0,000000	0,013372	0,001644
SP			0,000476				
Média		0,000169	0,000000	0,043202	0,001644		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 38 - Erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MSE -Rede Neural					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 02	Autarquia	PR			0,001417	0,002156	
		RS					0,022387
		SC	0,000262	0,009281	0,011544		0,001840
		ES			0,033069		0,000000
		MG		0,001813	0,029691	0,012156	0,007913
		RJ					
		SP			0,009812	0,005829	0,007923
	Média	0,000262	0,005547	0,017107	0,006713	0,008013	
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				0,000000	
		ES					
		MG		0,000029			
		RJ		0,002028	0,002813	0,000055	0,002268
SP			0,001183				
Média		0,001080	0,002813	0,000028	0,002268		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 39 - Erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MSE -Regressão Linear Múltipla					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 03	Autarquia	PR	0,021871		0,047104	0,019171	
		RS					0,006287
		SC	0,000182	0,003346	0,000170		0,000001
		ES		0,004830	0,024843		0,002249
		MG	0,013747	0,000677	0,006999	0,006471	0,000410
		RJ					0,001177
		SP		0,000000	0,002651	0,000613	0,003495
		Média	0,011933	0,002213	0,016354	0,008752	0,002270
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				0,003391	
		ES					0,000148
		MG		0,013372			
		RJ		-	0,000000	0,000000	0,005158
SP			0,036754			0,016274	
Média		0,016709	0,000000	0,001695	0,007194		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 40 - Erro médio quadrado (MSE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MSE -Rede Neural					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 03	Autarquia	PR	0,032394		0,001652	0,001500	
		RS					0,004263
		SC	0,000643	0,005181	0,000644		0,000823
		ES		0,014799	0,007911		0,000981
		MG	0,012334	0,005060	0,008940	0,004432	0,006045
		RJ					0,001354
		SP		0,001268	0,004794	0,004529	0,005369
		Média	0,015124	0,006577	0,004788	0,003487	0,003139
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				0,004705	
		ES					0,000394
		MG		0,000055			
		RJ		0,002028	0,002813	0,002606	0,000818
SP			0,000592			0,006481	
Média		0,000891	0,002813	0,003656	0,002565		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 41 - Erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MAPE -Regressão Linear Múltipla					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 02	Autarquia	PR			14,4788%	6,9020%	
		RS					17,1104%
		SC	4,4681%	10,4581%	12,1698%		4,0492%
		ES			15,7620%		10,3621%
		MG		3,4040%	16,1861%	6,9312%	8,8986%
		RJ					
		SP			14,5367%	3,5751%	5,5211%
	Média	4,4681%	6,9311%	14,6267	5,8028%	9,1883%	
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				6,5253%	
		ES					
		MG		11,9108%			
		RJ		0,0000%	0,0605%	0,0000%	4,3704%
SP			27,8350%				
Média	13,4286%	0,0605%	3,2626%	4,3704%			

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 42 - Erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MAPE -Rede Neural					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 02	Autarquia	PR			3,9415%	4,1259%	
		RS					15,4110%
		SC	1,6687%	7,5160%	10,1473%		4,4183%
		ES			13,7746%		0,0524%
		MG		3,1026%	12,9065%	9,6401%	7,2289%
		RJ					
		SP			11,1739%	6,8988%	6,9338%
	Média	1,6687%	5,3093%	10,3888%	6,8883%	6,8089%	
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				7,6870%	
		ES					
		MG		0,7615%			
		RJ		4,6382%	5,4625%	5,2072%	2,5268%
SP			0,0601%				
Média	1,8199%	5,4625%	6,4407%	2,5268%			

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 43 - Erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MAPE -Regressão Linear Múltipla					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 03	Autarquia	PR	15,2325%		22,7272%	10,5771%	
		RS					5,2441%
		SC	1,3909%	4,6272%	1,3077%		0,0770%
		ES		7,1582%	12,5253%		3,6991%
		MG	12,6589%	2,3884%	3,7061%	5,7822%	1,4804%
		RJ					3,5336%
		SP		0,0012%	6,3327%	1,4610%	3,8900%
	Média	9,7607%	3,5438%	9,3198%	5,9401%	2,9873%	
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				6,5253%	
		ES					1,2552%
		MG		11,9108%			
		RJ		0,0000%	0,0605%	0,0347%	4,3704%
SP			27,8350%			13,9091%	
Média		13,2486%	0,0605%	3,2800%	6,5116%		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 44 - Erro médio percentual (MAPE), para os sistemas que se enquadram nas classificações propostas.

		MAPE -Rede Neural					
		0-10.000	10.000-25.000	25.000-50.000	50.000-100.000	>100.000	
Cenário 03	Autarquia	PR	18,5382%		4,2556%	2,8586%	
		RS					5,8517%
		SC	2,6120%	6,5483%	2,6737%		2,9557%
		ES		12,5302%	8,5203%		2,6224%
		MG	11,3634%	5,9649%	6,3734%	5,3179%	6,5330%
		RJ					3,7900%
		SP		3,6674%	7,6551%	6,1274%	5,6084%
	Média	10,8379%	7,1777%	5,8956%	4,7680%	4,5602%	
	Empresa privada	PR					
		RS					
		SC				7,6870%	
		ES					2,0456%
		MG		0,7615%			
		RJ		4,6382%	5,4625%	5,2581%	2,5268%
SP			0,0601%			8,7777%	
Média		1,8199%	5,4625%	6,4725%	4,4500%		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 45 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.

Cenário 01	Estado	Classe Jurídica	Tarifa Real (R\$/m³)	Tarifa Projetada (Regressão Linear Múltipla)	Tarifa Projetada (Rede Neural)
Baixo Guandu	ES	Autarquia	1,71	1,700144	1,633225
Colatina	ES	Autarquia	1,56	1,652035	1,556039
Guaçuí	ES	Autarquia	1,92	2,652022	2,206296
Jerônimo Monteiro	ES	Autarquia	1,21	1,278943	1,142363
João Neiva	ES	Autarquia	1,51	1,585352	0
Linhares	ES	Autarquia	1,72	1,728753	1,63993
Marataízes	ES	Autarquia	3,03	3,802043	2,648832
Mimoso do Sul	ES	Autarquia	1,01	0,930409	0,915865
Aimorés	MG	Autarquia	1,98	2,058883	2,027447
Bandeira do Sul	MG	Autarquia	2,35	1,899876	2,264752
Barbacena	MG	Autarquia	3,12	3,07984	2,734138
Cambuí	MG	Autarquia	2,02	2,01548	1,885686
Campo Belo	MG	Autarquia	3,22	2,683447	3,079707
Campo do Meio	MG	Autarquia	2,13	2,109703	1,898264
Carangola	MG	Autarquia	1,51	1,483898	1,480731
Coqueiral	MG	Autarquia	1,69	1,728518	0
Elói Mendes	MG	Autarquia	1,1	1,066713	1,058169
Formiga	MG	Autarquia	1,61	1,625781	1,510458
Governador Valadares	MG	Autarquia	2,73	2,731896	2,681922
Guanhães	MG	Autarquia	2,04	2,07483	1,824683
Itabira	MG	Autarquia	2,11	2,624131	2,367622
Lagoa da Prata	MG	Autarquia	1,75	1,717346	1,678367
Muriaé	MG	Autarquia	2,72	2,760475	2,563238
Nepomuceno	MG	Autarquia	1,4	1,383602	1,380273
Oliveira	MG	Autarquia	2,85	2,841931	2,817065
Paraisópolis	MG	Autarquia	1,56	1,590865	1,553324
Passos	MG	Autarquia	1,9	1,882885	1,927823
Pirapora	MG	Autarquia	2,61	2,601032	2,701129
Raul Soares	MG	Autarquia	2,15	2,047305	2,000395
Sacramento	MG	Autarquia	2,06	2,092531	1,974839
Três Pontas	MG	Autarquia	1,15	1,143331	1,102593
Viçosa	MG	Autarquia	2,44	2,623668	2,25443
Bandeirantes	PR	Autarquia	1,9	1,897901	1,78622
Ibiporã	PR	Autarquia	2,27	2,251029	2,112847
Jaguariaíva	PR	Autarquia	1,8	1,39091	1,871358
Lobato	PR	Autarquia	1,6	1,611809	1,542509
Marechal Cândido Rondon	PR	Autarquia	3,3	3,96473	3,29771
Barra Mansa	RJ	Autarquia	3,01	3,126394	2,905057
Caxias do Sul	RS	Autarquia	5,58	5,616241	5,487695
São Leopoldo	RS	Autarquia	4,77	4,865657	4,264162

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 46 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.

Cenário 01	Estado	Classe Jurídica	Tarifa Real (R\$/m³)	Tarifa Projetada (Regressão Linear Múltipla)	Tarifa Projetada (Rede Neural)
Campos Novos	SC	Autarquia	2,88	2,929277	2,779924
Herval D Oeste	SC	Autarquia	3,27	3,29679	3,197894
Jaraguá do Sul	SC	Autarquia	4,05	4,002456	3,926575
Joaçaba	SC	Autarquia	3,04	2,960542	2,941489
Luzerna	SC	Autarquia	3,56	3,446002	3,494594
Orleans	SC	Autarquia	2,43	2,190049	2,156797
São Bento do Sul	SC	Autarquia	3,56	3,593979	3,367182
Araraquara	SP	Autarquia	3,08	3,085334	3,107932
Araras	SP	Autarquia	1,94	1,821406	1,816017
Artur Nogueira	SP	Autarquia	2,11	2,159604	2,039537
Barra Bonita	SP	Autarquia	2,7	2,713227	2,606417
Barretos	SP	Autarquia	3,23	2,82942	2,677619
Bauru	SP	Autarquia	2,98	2,896059	2,983556
Bebedouro	SP	Autarquia	1,49	1,518523	1,701234
Cândido Mota	SP	Autarquia	1,55	1,528532	1,573501
Capivari	SP	Autarquia	2,69	2,67566	2,572727
Dois Córregos	SP	Autarquia	1,37	1,426052	1,264302
Guarulhos	SP	Autarquia	2,71	2,573276	2,49087
Jacareí	SP	Autarquia	3,17	3,160821	3,089472
Leme	SP	Autarquia	2,59	2,568169	2,620864
Mogi das Cruzes	SP	Autarquia	2,78	2,849214	3,022886
Mogi Guaçu	SP	Autarquia	1,86	1,801512	1,74956
Ourinhos	SP	Autarquia	2,71	2,693178	2,488271
Palmital	SP	Autarquia	1,92	1,917212	1,840495
Pereira Barreto	SP	Autarquia	0,94	1,077303	1,103678
Piracicaba	SP	Autarquia	3,65	3,762742	3,457735
Pirassununga	SP	Autarquia	2,55	2,54589	2,451093
Ribeirão Preto	SP	Autarquia	3,19	3,199195	3,055366
Rio Claro	SP	Autarquia	2,97	2,980938	2,934389
Rio das Pedras	SP	Autarquia	1,88	1,980816	1,91447
Santa Bárbara D Oeste	SP	Autarquia	2,29	2,345654	2,476851
Santo André	SP	Autarquia	3,92	3,928226	3,782504
São José do Rio Preto	SP	Autarquia	2,07	2,064523	2,023231
Valinhos	SP	Autarquia	2,59	2,630887	2,617321
Vinhedo	SP	Autarquia	3,35	3,381591	3,263186
Votuporanga	SP	Autarquia	2,53	2,531144	2,441472
Cachoeiro de Itapemirim	ES	Empresa Privada	4,05	3,999295	3,965621
Paraguaçu	MG	Empresa Privada	2,74	3,011788	2,753894
Armação dos Búzios	RJ	Empresa Privada	7,09	2,854647	6,787489

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 47 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.

Cenário 01	Estado	Classe Jurídica	Tarifa Real (R\$/m³)	Tarifa Projetada (Regressão Linear Múltipla)	Tarifa Projetada (Rede Neural)
Cabo Frio	RJ	Empresa Privada	4,97	4,967376	4,748752
Campos dos Goytacazes	RJ	Empresa Privada	5,31	5,162774	5,175203
Iguaba Grande	RJ	Empresa Privada	4,46	4,544591	4,306676
Niterói	RJ	Empresa Privada	4,75	4,76848	4,701375
Nova Friburgo	RJ	Empresa Privada	4,05	4,003348	3,91241
Petrópolis	RJ	Empresa Privada	4,47	5,01655	4,548622
São Pedro da Aldeia	RJ	Empresa Privada	5,18	5,182856	4,90661
Saquarema	RJ	Empresa Privada	5,98	5,98	5,706387
Silva Jardim	RJ	Empresa Privada	5,98	5,98	5,740584
Itapema	SC	Empresa Privada	6,2685	6,634873	6,74366
Araçatuba	SP	Empresa Privada	2,0972	2,388862	2,278072
Guará	SP	Empresa Privada	2,38	3,052523	2,379097
Limeira	SP	Empresa Privada	3,82	3,676209	3,516028
Mirassol	SP	Empresa Privada	3,04	3,033971	2,872796
Porto Ferreira	SP	Empresa Privada	2,57	2,2431	2,298657
Votorantim	SP	Empresa Privada	2,58	2,63571	2,538288

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 48 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.

Cenário 02	Estado	Classe Jurídica	Tarifa Real (R\$/m ³)	Tarifa Projetada (Regressão Linear Múltipla)	Tarifa Projetada (Rede Neural)
Baixo Guandu	ES	Autarquia	1,71	1,670544	1,603849
Guaçuí	ES	Autarquia	1,92	2,111808	1,985384
Linhares	ES	Autarquia	1,72	1,898228	1,719099
Marataízes	ES	Autarquia	3,03	1,969842	2,06916
Aimorés	MG	Autarquia	1,98	2,009044	2,067953
Barbacena	MG	Autarquia	3,12	2,649286	2,595819
Cambuí	MG	Autarquia	2,02	1,795264	1,715003
Campo Belo	MG	Autarquia	3,22	3,307377	2,97746
Guanhães	MG	Autarquia	2,04	1,303294	1,390109
Itabira	MG	Autarquia	2,11	1,831209	2,290339
Itabirito	MG	Autarquia	2,64	2,744554	2,96281
Lagoa da Prata	MG	Autarquia	1,75	1,818272	1,713016
Muriaé	MG	Autarquia	2,72	2,469578	2,377971
Nepomuceno	MG	Autarquia	1,4	1,624543	1,403189
Paraisópolis	MG	Autarquia	1,56	1,620788	1,559958
Passos	MG	Autarquia	1,9	2,061327	1,936942
Raul Soares	MG	Autarquia	2,15	2,087406	2,016646
Três Pontas	MG	Autarquia	1,15	1,089452	1,093194
Uberaba	MG	Autarquia	2,42	2,483613	2,342223
Uberlândia	MG	Autarquia	1,69	1,609466	1,694949
Viçosa	MG	Autarquia	2,44	1,980902	1,91814
Ibiporã	PR	Autarquia	2,27	2,081617	2,121442
Jaguariaíva	PR	Autarquia	1,8	2,060618	1,870947
Marechal Cândido Rondon	PR	Autarquia	3,3	3,118326	3,243655
São Leopoldo	RS	Autarquia	4,77	3,953832	4,034893
Campos Novos	SC	Autarquia	2,88	2,333532	2,762028
Herval D Oeste	SC	Autarquia	3,27	3,541454	3,236072
Jaraguá do Sul	SC	Autarquia	4,05	3,886007	3,87106
Joaçaba	SC	Autarquia	3,04	3,203096	2,547568
Luzerna	SC	Autarquia	3,56	3,400937	3,500596
Orleans	SC	Autarquia	2,43	2,12346	2,089935
Americana	SP	Autarquia	2,07	1,947492	1,798189
Araraquara	SP	Autarquia	3,08	3,13753	3,076634
Barra Bonita	SP	Autarquia	2,7	2,638208	2,583388
Barretos	SP	Autarquia	3,23	3,087048	2,513103
Capivari	SP	Autarquia	2,69	2,521482	2,362168
Dois Córregos	SP	Autarquia	1,37	1,337652	1,189521
Guarulhos	SP	Autarquia	2,71	2,253546	2,241788
Ituverava	SP	Autarquia	1,16	1,496527	1,236768
Jacaré	SP	Autarquia	3,17	3,106774	3,033866

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 49 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.

Cenário 02	Estado	Classe Jurídica	Tarifa Real (R\$/m³)	Tarifa Projetada (Regressão Linear Múltipla)	Tarifa Projetada (Rede Neural)
Leme	SP	Autarquia	2,59	2,668061	2,683058
Mogi Guaçu	SP	Autarquia	1,86	1,650255	1,697735
Ourinhos	SP	Autarquia	2,71	2,671326	2,507264
Pereira Barreto	SP	Autarquia	0,94	1,141357	1,095675
Piracicaba	SP	Autarquia	3,65	3,629985	3,423999
Ribeirão Preto	SP	Autarquia	3,19	2,972372	3,139496
Rio Claro	SP	Autarquia	2,97	2,987133	2,940784
Rio das Pedras	SP	Autarquia	1,88	2,210917	2,165717
Santa Bárbara D Oeste	SP	Autarquia	2,29	2,313843	2,160082
Santo André	SP	Autarquia	3,92	3,685488	3,649245
São José do Rio Preto	SP	Autarquia	2,07	1,699332	1,992793
Valinhos	SP	Autarquia	2,59	2,672125	2,534755
Vinhedo	SP	Autarquia	3,35	3,360242	3,186532
Votuporanga	SP	Autarquia	2,53	2,424879	2,438171
Paraguaçu	MG	Empresa Privada	2,4	2,68586	2,418276
Armação dos Búzios	RJ	Empresa Privada	14,19	14,18142	13,41487
Cabo Frio	RJ	Empresa Privada	9,93	9,924859	9,494995
Campos dos Goytacazes	RJ	Empresa Privada	5,3	5,180874	5,112254
Niterói	RJ	Empresa Privada	4,63	4,656382	4,604451
Petrópolis	RJ	Empresa Privada	4,92	5,638926	5,000303
Saquarema	RJ	Empresa Privada	5,98	5,98	5,668609
Silva Jardim	RJ	Empresa Privada	5,98	5,98	5,702633
Itapema	SC	Empresa Privada	6,2869	6,697138	6,770172
Guará	SP	Empresa Privada	2,89	3,694432	2,888263

Tabela 50 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.

Cenário 03	Estado	Classe Jurídica	Tarifa Real (R\$/m³)	Tarifa Projetada (Regressão Linear Múltipla)	Tarifa Projetada (Rede Neural)
Baixo Guandu	ES	Autarquia	1,71	1,70012	1,625672
Colatina	ES	Autarquia	1,56	1,667473	1,548395
Guaçuí	ES	Autarquia	1,92	2,196533	2,045153
João Neiva	ES	Autarquia	1,51	1,401911	1,320794
Linhares	ES	Autarquia	1,72	1,728753	1,642585
Marataízes	ES	Autarquia	3,03	2,134655	2,580761
Mimoso do Sul	ES	Autarquia	1,01	0,953728	0,931171
Aimorés	MG	Autarquia	1,98	2,047638	2,075371
Araguari	MG	Autarquia	0,49	0,483414	0,444979
Bandeira do Sul	MG	Autarquia	2,35	2,12394	2,014226
Barbacena	MG	Autarquia	3,12	3,261509	2,751752
Boa Esperança	MG	Autarquia	2,01	2,008914	1,927764
Bocaiúva	MG	Autarquia	1,53	1,482845	1,450194
Cambuí	MG	Autarquia	2,02	2,013209	1,872781
Campo Belo	MG	Autarquia	3,22	2,745504	3,028048
Campo do Meio	MG	Autarquia	2,13	2,104092	1,908379
Carangola	MG	Autarquia	1,51	1,491438	1,461153
Coqueiral	MG	Autarquia	1,69	1,9553	1,54739
Elói Mendes	MG	Autarquia	1,1	1,093111	1,064571
Formiga	MG	Autarquia	1,61	1,618443	1,50532
Governador Valadares	MG	Autarquia	2,73	2,738629	2,649856
Guanhães	MG	Autarquia	2,04	1,518172	1,499683
Itabira	MG	Autarquia	2,11	2,098038	2,369401
Ituiutaba	MG	Autarquia	2,13	2,124496	2,036974
Lagoa da Prata	MG	Autarquia	1,75	1,757913	1,686593
Muriaé	MG	Autarquia	2,72	2,720014	2,518847
Nepomuceno	MG	Autarquia	1,4	1,383602	1,387013
Oliveira	MG	Autarquia	2,85	2,841928	2,821178
Paraisópolis	MG	Autarquia	1,56	1,5894	1,556446
Passos	MG	Autarquia	1,9	1,889685	1,916189
Pirapora	MG	Autarquia	2,61	2,617374	2,60969
Poços de Caldas	MG	Autarquia	2,51	2,466891	2,521107
Ponte Nova	MG	Autarquia	2,32	2,337748	2,406843
Raul Soares	MG	Autarquia	2,15	2,062616	1,993862
São Lourenço	MG	Autarquia	2,56	2,543146	2,399142
Três Pontas	MG	Autarquia	1,15	1,062226	1,069554
Uberaba	MG	Autarquia	2,42	2,513739	2,051632
Uberlândia	MG	Autarquia	1,69	1,717859	1,704031
Unai	MG	Autarquia	2,28	2,471418	2,275572
Viçosa	MG	Autarquia	2,44	2,045461	2,059005

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 51 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.

Cenário 03	Estado	Classe Jurídica	Tarifa Real (R\$/m ³)	Tarifa Projetada (Regressão Linear Múltipla)	Tarifa Projetada (Rede Neural)
Ibiporã	PR	Autarquia	2,27	2,292945	2,141956
Jaguariaíva	PR	Autarquia	1,8	1,39091	1,8766
Lobato	PR	Autarquia	1,6	1,356281	1,303389
Marechal Cândido Rondon	PR	Autarquia	3,3	3,96473	3,297473
Barra Mansa	RJ	Autarquia	3,01	2,903639	2,895922
Caxias do Sul	RS	Autarquia	5,58	5,621319	5,393366
Porto Alegre	RS	Autarquia	3,97	3,934514	3,824053
São Leopoldo	RS	Autarquia	4,77	4,097531	4,267519
Campos Novos	SC	Autarquia	2,88	2,928648	2,820894
Herval D Oeste	SC	Autarquia	3,27	3,391974	3,189283
Jaraguá do Sul	SC	Autarquia	4,05	4,053117	3,930295
Joaçaba	SC	Autarquia	3,04	3,011844	2,939826
Luzerna	SC	Autarquia	3,56	3,609515	3,467012
Orleans	SC	Autarquia	2,43	2,196566	2,163569
São Ludgero	SC	Autarquia	3,01	3,026412	2,823009
Americana	SP	Autarquia	2,07	2,056423	1,894414
Araraquara	SP	Autarquia	3,08	3,01855	3,110046
Araras	SP	Autarquia	1,94	1,820041	1,830787
Artur Nogueira	SP	Autarquia	2,11	1,981793	2,054332
Barra Bonita	SP	Autarquia	2,7	2,677114	2,58705
Barretos	SP	Autarquia	3,23	2,724943	2,590064
Bauru	SP	Autarquia	2,98	2,917784	2,990873
Bebedouro	SP	Autarquia	1,49	1,511869	1,745553
Cândido Mota	SP	Autarquia	1,55	1,432256	1,587583
Capivari	SP	Autarquia	2,69	2,675074	2,569376
Dois Córregos	SP	Autarquia	1,37	1,42617	1,25462
Guarulhos	SP	Autarquia	2,71	2,302262	2,241693
Ituverava	SP	Autarquia	1,16	1,304688	1,315753
Jacaré	SP	Autarquia	3,17	3,165859	3,090064
Leme	SP	Autarquia	2,59	2,567346	2,644106
Mogi das Cruzes	SP	Autarquia	2,78	2,848969	3,037383
Mogi Guaçu	SP	Autarquia	1,86	1,80885	1,727642
Ourinhos	SP	Autarquia	2,71	2,505891	2,477103
Palmital	SP	Autarquia	1,92	1,919976	1,849587
Pereira Barreto	SP	Autarquia	0,94	1,016314	1,082235
Piracicaba	SP	Autarquia	3,65	3,535557	3,458851
Pirassununga	SP	Autarquia	2,55	2,552893	2,44547
Ribeirão Preto	SP	Autarquia	3,19	2,869514	3,109579
Rio Claro	SP	Autarquia	2,97	2,980938	2,940495
Rio das Pedras	SP	Autarquia	1,88	1,971374	1,83597
Santa Bárbara D Oeste	SP	Autarquia	2,29	2,311828	2,463542

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 52 - Tarifas médias projetadas, por meio dos dois sistemas estudados.

Cenário 03	Estado	Classe Jurídica	Tarifa Real (R\$/m³)	Tarifa Projetada (Regressão Linear Múltipla)	Tarifa Projetada (Rede Neural)
Santo André	SP	Autarquia	3,92	3,929754	3,80819
São José do Rio Preto	SP	Autarquia	2,07	2,064523	2,032949
Sorocaba	SP	Autarquia	3,31	3,255122	3,232973
Valinhos	SP	Autarquia	2,59	2,638225	2,61945
Vinhedo	SP	Autarquia	3,35	3,36691	3,229989
Votuporanga	SP	Autarquia	2,53	2,531245	2,408334
Cachoeiro de Itapemirim	ES	Empresa Privada	4,43	4,374397	4,33938
Paraguaçu	MG	Empresa Privada	2,4	2,68586	2,418276
Armação dos Búzios	RJ	Empresa Privada	14,19	14,18142	13,41487
Cabo Frio	RJ	Empresa Privada	9,93	9,924859	9,494995
Campos dos Goytacazes	RJ	Empresa Privada	5,3	5,180874	5,112254
Niterói	RJ	Empresa Privada	4,63	4,656382	4,604451
Petrópolis	RJ	Empresa Privada	4,92	5,638926	5,000303
São Pedro da Aldeia	RJ	Empresa Privada	10,35	10,35719	9,800515
Saquarema	RJ	Empresa Privada	5,98	5,98	5,668609
Silva Jardim	RJ	Empresa Privada	5,98	5,98	5,702633
Itapema	SC	Empresa Privada	6,2869	6,697138	6,770172
Araçatuba	SP	Empresa Privada	2,1444	2,442696	2,332657
Guará	SP	Empresa Privada	2,89	3,694432	2,888263

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 53- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 02.

<i>Cenário 02</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Rede Neural	FN001 Receita operacional direta total	FN004 Receita operacional indireta	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
<i>Baixo Guandu</i>	ES	Autarquia	R\$5.999.392,70	R\$5.759.871,88	R\$6.149.681,03	R\$140.844,92	R\$6.110.693,58
<i>Guaçuí</i>	ES	Autarquia	R\$3.355.260,94	R\$3.154.397,39	R\$3.058.180,00	R\$	R\$2.407.068,00
<i>Linhares</i>	ES	Autarquia	R\$31.390.129,33	R\$28.427.946,25	R\$28.511.441,81	R\$1.242.465,50	R\$19.591.420,50
<i>Marataízes</i>	ES	Autarquia	R\$6.196.313,96	R\$6.508.729,42	R\$9.530.641,54	R\$451.096,65	R\$7.911.080,29
<i>Aimorés</i>	MG	Autarquia	R\$5.344.216,58	R\$5.500.920,49	R\$5.267.755,00	R\$176.827,00	R\$4.600.504,00
<i>Barbacena</i>	MG	Autarquia	R\$21.420.059,96	R\$20.987.766,25	R\$25.197.664,12	R\$930.332,79	R\$21.191.677,73
<i>Cambuí</i>	MG	Autarquia	R\$4.890.030,88	R\$4.671.412,06	R\$5.506.681,11	R\$412.765,51	R\$3.766.681,92
<i>Campo Belo</i>	MG	Autarquia	R\$12.743.124,79	R\$11.471.976,29	R\$12.394.315,03	R\$696.529,12	R\$8.081.052,31
<i>Guanhães</i>	MG	Autarquia	R\$3.306.064,84	R\$3.526.288,32	R\$5.186.829,80	R\$541.022,36	R\$4.951.581,05
<i>Itabira</i>	MG	Autarquia	R\$23.373.241,13	R\$29.233.503,76	R\$23.055.138,15	R\$1.208.728,77	R\$21.244.052,36
<i>Itabirito</i>	MG	Autarquia	R\$32.466.644,40	R\$35.048.501,60	R\$19.729.322,05	R\$692.111,85	R\$16.258.848,69
<i>Lagoa da Prata</i>	MG	Autarquia	R\$13.647.946,51	R\$12.857.895,16	R\$13.131.105,83	R\$977.299,35	R\$7.168.749,36
<i>Muriae</i>	MG	Autarquia	R\$28.683.160,27	R\$27.619.184,12	R\$31.571.284,36	R\$2.941.782,21	R\$19.354.303,10
<i>Nepomuceno</i>	MG	Autarquia	R\$4.586.086,18	R\$3.961.201,74	R\$3.947.645,66	R\$177.322,61	R\$3.328.752,33
<i>Paraisópolis</i>	MG	Autarquia	R\$2.551.120,24	R\$2.455.374,53	R\$2.448.099,45	R\$1.246.277,94	R\$1.323.012,24
<i>Passos</i>	MG	Autarquia	R\$25.856.503,84	R\$24.296.259,08	R\$23.779.982,18	R\$1.636.377,58	R\$20.295.077,90
<i>Raul Soares</i>	MG	Autarquia	R\$3.446.118,95	R\$3.329.301,68	R\$3.549.620,22	R\$282.656,63	R\$2.853.565,19
<i>Três Pontas</i>	MG	Autarquia	R\$8.845.028,37	R\$8.875.416,38	R\$9.299.348,78	R\$1.012.174,83	R\$6.691.636,91
<i>Uberaba</i>	MG	Autarquia	R\$121.234.030,19	R\$114.332.275,49	R\$118.074.989,42	R\$5.272.365,44	R\$114.837.962,36
<i>Uberlândia</i>	MG	Autarquia	R\$189.839.856,53	R\$199.922.852,88	R\$199.627.177,81	R\$5.025.659,31	R\$146.704.089,00
<i>Viçosa</i>	MG	Autarquia	R\$12.172.641,28	R\$11.786.967,74	R\$14.984.573,33	R\$519.524,90	R\$10.807.095,10
<i>Ibiporã</i>	PR	Autarquia	R\$13.725.601,92	R\$13.988.194,99	R\$14.942.984,21	R\$608.927,27	R\$11.658.560,06
<i>Jaguariaíva</i>	PR	Autarquia	R\$10.720.446,55	R\$9.733.677,73	R\$9.361.463,99	R\$1.334.238,12	R\$7.144.699,52

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 54- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 02.

<i>Cenário 02</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Rede Neural	FN001 Receita operacional direta total	FN004 Receita operacional indireta	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
<i>Marechal Cândido Rondon</i>	PR	Autarquia	R\$14.314.301,64	R\$14.889.609,79	R\$15.155.660,65	R\$1.349.339,64	R\$10.799.734,45
<i>São Leopoldo</i>	RS	Autarquia	R\$67.976.093,49	R\$69.369.739,97	R\$82.082.267,30	R\$13.326.805,79	R\$63.702.941,19
<i>Campos Novos</i>	SC	Autarquia	R\$7.138.064,32	R\$8.448.795,35	R\$8.798.255,57	R\$578.879,21	R\$7.604.520,62
<i>Herval D Oeste</i>	SC	Autarquia	R\$7.746.471,28	R\$7.078.486,43	R\$7.156.381,05	R\$307.976,11	R\$5.958.588,02
<i>Jaraguá do Sul</i>	SC	Autarquia	R\$55.476.480,58	R\$55.263.100,96	R\$57.812.264,42	R\$1.970.514,08	R\$48.652.887,42
<i>Joaçaba</i>	SC	Autarquia	R\$10.259.325,88	R\$8.159.708,19	R\$9.734.486,57	R\$418.925,33	R\$8.105.185,38
<i>Luzerna</i>	SC	Autarquia	R\$2.077.054,15	R\$2.137.919,03	R\$2.172.451,00	R\$93.491,81	R\$1.808.838,91
<i>Orleans</i>	SC	Autarquia	R\$4.786.278,88	R\$4.710.714,09	R\$5.469.777,06	R\$432.786,43	R\$4.738.828,64
<i>Americana</i>	SP	Autarquia	R\$73.332.073,53	R\$67.710.117,23	R\$77.548.136,80	R\$1.497.556,76	R\$66.770.913,61
<i>Araraquara</i>	SP	Autarquia	R\$109.457.993,35	R\$107.333.550,26	R\$100.559.133,13	R\$8.920.750,42	R\$84.510.305,05
<i>Barra Bonita</i>	SP	Autarquia	R\$11.175.869,33	R\$10.943.643,65	R\$11.435.057,26	R\$1.115.995,91	R\$11.332.298,60
<i>Barretos</i>	SP	Autarquia	R\$42.880.358,37	R\$34.908.026,40	R\$44.838.875,82	R\$818.392,88	R\$42.574.885,05
<i>Capivari</i>	SP	Autarquia	R\$15.028.512,36	R\$14.078.972,00	R\$16.039.524,75	R\$2.020.562,13	R\$15.240.246,23
<i>Dois Córregos</i>	SP	Autarquia	R\$4.194.610,02	R\$3.730.098,73	R\$4.304.639,48	R\$	R\$3.918.635,87
<i>Guarulhos</i>	SP	Autarquia	R\$350.157.984,42	R\$348.331.091,15	R\$420.621.005,75	R\$4.003.358,70	R\$365.687.483,08
<i>Ituverava</i>	SP	Autarquia	R\$11.358.878,04	R\$9.387.268,82	R\$8.806.487,74	R\$	R\$7.655.080,09
<i>Jacareí</i>	SP	Autarquia	R\$86.553.978,08	R\$84.522.767,99	R\$88.276.080,77	R\$6.005.693,90	R\$72.517.425,71
<i>Leme</i>	SP	Autarquia	R\$35.107.704,50	R\$35.305.052,01	R\$34.073.458,11	R\$1.223.396,18	R\$23.988.315,64
<i>Mogi Guaçu</i>	SP	Autarquia	R\$34.886.316,80	R\$35.890.046,42	R\$39.217.966,62	R\$8.727.916,47	R\$34.566.957,90
<i>Ourinhos</i>	SP	Autarquia	R\$30.901.283,84	R\$29.003.456,64	R\$31.369.049,00	R\$954.763,00	R\$26.389.923,00
<i>Pereira Barreto</i>	SP	Autarquia	R\$5.601.416,34	R\$5.377.224,02	R\$4.628.187,00	R\$859.422,00	R\$4.083.634,00
<i>Piracicaba</i>	SP	Autarquia	R\$209.048.813,21	R\$197.186.231,44	R\$210.246.572,40	R\$6.952.029,99	R\$172.565.546,86

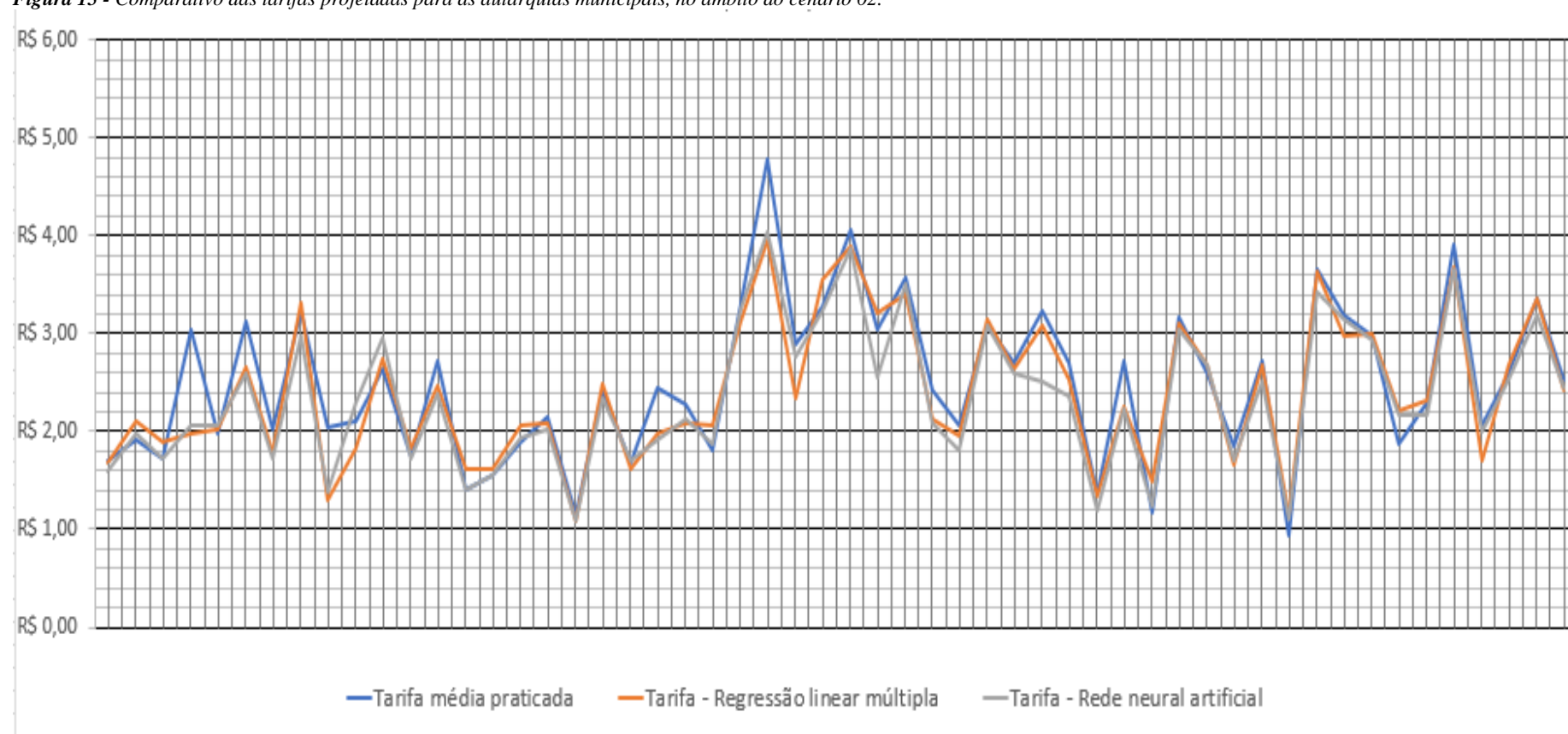
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 55- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 02.

<i>Cenário 02</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Rede Neural	FN001 Receita operacional direta total	FN004 Receita operacional indireta	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
<i>Ribeirão Preto</i>	SP	Autarquia	R\$310.923.538,76	R\$328.405.525,18	R\$333.618.905,62	R\$18.758.939,44	R\$199.245.015,54
<i>Rio Claro</i>	SP	Autarquia	R\$94.633.392,04	R\$93.165.050,07	R\$94.166.469,17	R\$	R\$43.263.297,90
<i>Rio das Pedras</i>	SP	Autarquia	R\$9.983.927,03	R\$9.779.812,71	R\$8.478.762,99	R\$115.604,01	R\$8.455.642,04
<i>Santa Bárbara D Oeste</i>	SP	Autarquia	R\$62.609.896,24	R\$58.449.284,87	R\$61.004.642,24	R\$4.053.314,52	R\$59.124.910,20
<i>Santo André</i>	SP	Autarquia	R\$292.115.717,18	R\$289.242.999,58	R\$310.124.224,14	R\$8.870.185,93	R\$183.569.003,16
<i>São José do Rio Preto</i>	SP	Autarquia	R\$149.979.333,12	R\$175.879.550,45	R\$182.534.652,48	R\$25.173.560,45	R\$136.383.251,31
<i>Valinhos</i>	SP	Autarquia	R\$47.591.106,43	R\$45.144.517,13	R\$46.177.451,79	R\$3.198.347,75	R\$46.121.551,85
<i>Vinhedo</i>	SP	Autarquia	R\$33.890.895,97	R\$32.138.886,44	R\$33.758.491,96	R\$1.441.047,34	R\$27.942.592,97
<i>Votuporanga</i>	SP	Autarquia	R\$29.701.619,16	R\$29.864.424,96	R\$30.963.175,60	R\$3.986.255,10	R\$22.560.879,40
<i>Paraguaçu</i>	MG	Empresa Privada	R\$5.798.583,54	R\$5.220.889,19	R\$5.916.273,99	R\$227.093,00	R\$4.980.781,02
<i>Armação dos Búzios</i>	RJ	Empresa Privada	R\$110.140.546,92	R\$104.187.099,44	R\$55.095.893,00	R\$3.180.357,00	R\$22.427.500,00
<i>Cabo Frio</i>	RJ	Empresa Privada	R\$273.535.453,75	R\$261.688.146,67	R\$136.843.098,00	R\$17.688.763,00	R\$103.126.507,00
<i>Campos dos Goytacazes</i>	RJ	Empresa Privada	R\$201.172.550,03	R\$198.508.040,46	R\$206.098.847,79	R\$6.747.509,54	R\$164.445.761,75
<i>Niterói</i>	RJ	Empresa Privada	R\$377.551.438,50	R\$373.340.733,49	R\$385.041.795,97	R\$5.412.595,52	R\$335.661.957,71
<i>Petrópolis</i>	RJ	Empresa Privada	R\$130.609.244,21	R\$115.817.412,99	R\$103.474.297,59	R\$2.332.031,17	R\$88.791.942,70
<i>Saquarema</i>	RJ	Empresa Privada	R\$20.434.856,00	R\$19.370.769,09	R\$20.423.574,68	R\$760.987,07	R\$5.792.347,14
<i>Silva Jardim</i>	RJ	Empresa Privada	R\$3.553.914,00	R\$3.389.074,83	R\$3.551.952,02	R\$132.346,54	R\$1.175.882,60
<i>Itapema</i>	SC	Empresa Privada	R\$47.111.753,64	R\$47.625.521,77	R\$48.002.819,56	R\$1.001.637,63	R\$34.654.653,61
<i>Guará</i>	SP	Empresa Privada	R\$9.061.111,20	R\$7.083.870,43	R\$5.843.768,20	R\$	R\$3.806.671,94

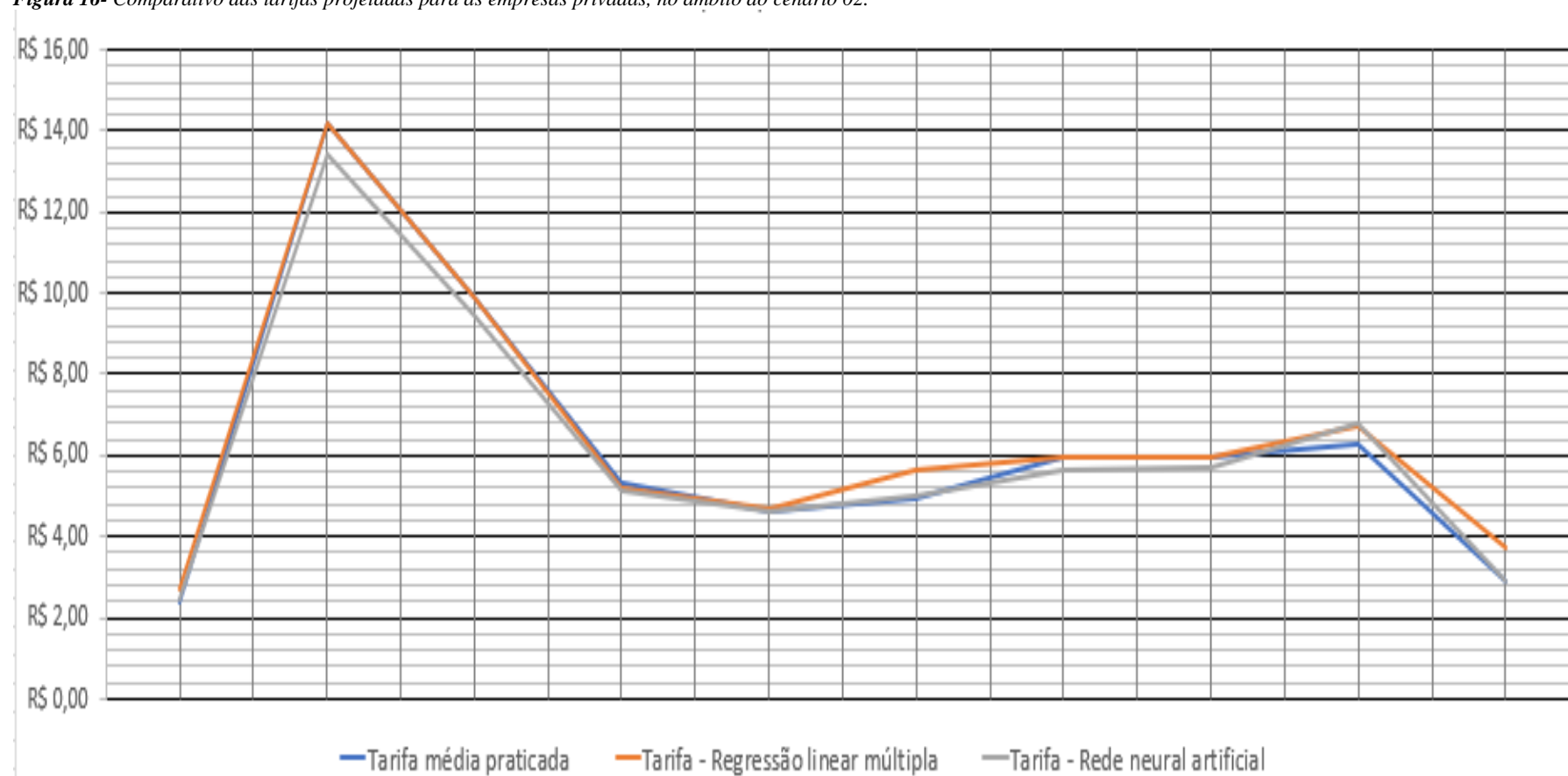
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 15 - Comparativo das tarifas projetadas para as autarquias municipais, no âmbito do cenário 02.



Fonte: (Próprio autor, 2019)

Figura 16- Comparativo das tarifas projetadas para as empresas privadas, no âmbito do cenário 02.



Fonte: (Próprio autor, 2019)

Tabela 56- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.

<i>Cenário 03</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Rede Neural	FN001 Receita operacional direta total	FN004 Receita operacional indireta	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
<i>Baixo Guandu</i>	ES	Autarquia	R\$6.105.605,50	R\$5.838.244,51	R\$6.149.681,03	R\$140.844,92	R\$6.110.693,58
<i>Colatina</i>	ES	Autarquia	R\$25.742.448,49	R\$23.904.115,64	R\$24.029.828,12	R\$2.026.504,47	R\$22.130.694,28
<i>Guaçuí</i>	ES	Autarquia	R\$3.489.874,08	R\$3.249.360,18	R\$3.058.180,00	R\$	R\$2.407.068,00
<i>João Neiva</i>	ES	Autarquia	R\$2.349.799,35	R\$2.213.836,25	R\$2.528.942,43	R\$	R\$1.741.102,06
<i>Linhares</i>	ES	Autarquia	R\$28.587.598,68	R\$27.162.666,72	R\$28.511.441,81	R\$1.242.465,50	R\$19.591.420,50
<i>Maratáizes</i>	ES	Autarquia	R\$6.714.749,25	R\$8.118.015,50	R\$9.530.641,54	R\$451.096,65	R\$7.911.080,29
<i>Mimoso do Sul</i>	ES	Autarquia	R\$2.270.693,33	R\$2.216.988,95	R\$2.398.185,37	R\$35.881,82	R\$2.153.574,22
<i>Aimorés</i>	MG	Autarquia	R\$5.446.881,28	R\$5.520.651,83	R\$5.267.755,00	R\$176.827,00	R\$4.600.504,00
<i>Araguari</i>	MG	Autarquia	R\$13.578.005,30	R\$12.498.467,23	R\$13.690.230,83	R\$4.688.402,66	R\$13.045.603,91
<i>Bandeira do Sul</i>	MG	Autarquia	R\$892.054,97	R\$845.974,76	R\$985.911,58	R\$	R\$942.310,51
<i>Barbacena</i>	MG	Autarquia	R\$26.370.021,83	R\$22.248.517,81	R\$25.197.664,12	R\$930.332,79	R\$21.191.677,73
<i>Boa Esperança</i>	MG	Autarquia	R\$7.861.382,10	R\$7.543.820,80	R\$7.862.824,64	R\$605.576,46	R\$6.980.532,98
<i>Bocaiúva</i>	MG	Autarquia	R\$7.090.460,29	R\$6.934.336,54	R\$7.336.995,23	R\$229.193,14	R\$6.432.924,49
<i>Cambuí</i>	MG	Autarquia	R\$5.483.679,22	R\$5.101.173,78	R\$5.506.681,11	R\$412.765,51	R\$3.766.681,92
<i>Campo Belo</i>	MG	Autarquia	R\$10.578.263,61	R\$11.666.886,65	R\$12.394.315,03	R\$696.529,12	R\$8.081.052,31
<i>Campo do Meio</i>	MG	Autarquia	R\$1.716.097,75	R\$1.556.473,60	R\$1.740.703,24	R\$	R\$1.512.888,46
<i>Carangola</i>	MG	Autarquia	R\$6.460.147,49	R\$6.328.971,06	R\$6.540.277,03	R\$196.954,21	R\$6.036.245,84
<i>Coqueiral</i>	MG	Autarquia	R\$1.617.717,45	R\$1.280.232,81	R\$1.398.114,30	R\$	R\$947.298,40
<i>Elói Mendes</i>	MG	Autarquia	R\$3.689.947,86	R\$3.593.606,89	R\$3.711.979,31	R\$675.166,92	R\$3.269.974,64
<i>Formiga</i>	MG	Autarquia	R\$12.422.242,96	R\$11.553.979,57	R\$12.379.491,27	R\$2.724.572,50	R\$9.283.654,14
<i>Governador Valadares</i>	MG	Autarquia	R\$77.957.154,94	R\$75.430.160,00	R\$77.800.001,50	R\$6.136.374,83	R\$76.715.505,20
<i>Guanhães</i>	MG	Autarquia	R\$3.851.147,91	R\$3.804.244,70	R\$5.186.829,80	R\$541.022,36	R\$4.951.581,05
<i>Itabira</i>	MG	Autarquia	R\$26.779.004,44	R\$30.242.630,86	R\$23.055.138,15	R\$1.208.728,77	R\$21.244.052,36

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 57- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.

<i>Cenário 03</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Rede Neural	FN001 Receita operacional direta total	FN004 Receita operacional indireta	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
<i>Ituiutaba</i>	MG	Autarquia	R\$28.450.995,53	R\$27.278.912,21	R\$28.488.606,70	R\$1.748.932,29	R\$25.108.334,94
<i>Lagoa da Prata</i>	MG	Autarquia	R\$13.194.896,94	R\$12.659.569,32	R\$13.131.105,83	R\$977.299,35	R\$7.168.749,36
<i>Muriae</i>	MG	Autarquia	R\$31.591.875,93	R\$29.255.395,24	R\$31.571.284,36	R\$2.941.782,21	R\$19.354.303,10
<i>Nepomuceno</i>	MG	Autarquia	R\$3.905.907,53	R\$3.915.537,92	R\$3.947.645,66	R\$177.322,61	R\$3.328.752,33
<i>Oliveira</i>	MG	Autarquia	R\$9.943.907,34	R\$9.871.301,24	R\$9.975.298,15	R\$820.444,36	R\$8.188.514,24
<i>Paraisópolis</i>	MG	Autarquia	R\$2.501.716,35	R\$2.449.845,66	R\$2.448.099,45	R\$1.246.277,94	R\$1.323.012,24
<i>Passos</i>	MG	Autarquia	R\$23.703.488,62	R\$24.035.942,83	R\$23.779.982,18	R\$1.636.377,58	R\$20.295.077,90
<i>Pirapora</i>	MG	Autarquia	R\$15.547.256,23	R\$15.501.610,26	R\$15.513.363,17	R\$668.397,46	R\$13.145.560,89
<i>Poços de Caldas</i>	MG	Autarquia	R\$57.197.500,28	R\$58.454.559,37	R\$58.179.022,92	R\$2.504.926,33	R\$45.816.389,15
<i>Ponte Nova</i>	MG	Autarquia	R\$14.716.169,34	R\$15.151.121,86	R\$14.619.079,23	R\$386.338,35	R\$10.648.475,90
<i>Raul Soares</i>	MG	Autarquia	R\$3.405.193,90	R\$3.291.686,44	R\$3.549.620,22	R\$282.656,63	R\$2.853.565,19
<i>São Lourenço</i>	MG	Autarquia	R\$14.457.096,15	R\$13.638.473,30	R\$14.530.955,40	R\$787.350,89	R\$10.293.581,17
<i>Três Pontas</i>	MG	Autarquia	R\$8.623.991,77	R\$8.683.487,11	R\$9.299.348,78	R\$1.012.174,83	R\$6.691.636,91
<i>Uberaba</i>	MG	Autarquia	R\$122.704.588,95	R\$100.147.489,08	R\$118.074.989,42	R\$5.272.365,44	R\$114.837.962,36
<i>Uberlândia</i>	MG	Autarquia	R\$202.625.070,12	R\$200.994.064,94	R\$199.627.177,81	R\$5.025.659,31	R\$146.704.089,00
<i>Unai</i>	MG	Autarquia	R\$18.944.210,21	R\$17.442.990,31	R\$17.466.200,85	R\$2.218.404,95	R\$17.083.166,08
<i>Viçosa</i>	MG	Autarquia	R\$12.569.355,26	R\$12.652.586,94	R\$14.984.573,33	R\$519.524,90	R\$10.807.095,10
<i>Ibiporã</i>	PR	Autarquia	R\$15.119.035,94	R\$14.123.457,17	R\$14.942.984,21	R\$608.927,27	R\$11.658.560,06
<i>Jaguariaíva</i>	PR	Autarquia	R\$7.236.264,00	R\$9.763.087,71	R\$9.361.463,99	R\$1.334.238,12	R\$7.144.699,52
<i>Lobato</i>	PR	Autarquia	R\$854.456,75	R\$821.134,78	R\$1.006.009,69	R\$43.189,12	R\$998.144,93
<i>Marechal Cândido Rondon</i>	PR	Autarquia	R\$18.199.616,75	R\$15.136.653,60	R\$15.155.660,65	R\$1.349.339,64	R\$10.799.734,45
<i>Barra Mansa</i>	RJ	Autarquia	R\$43.641.001,84	R\$43.525.008,33	R\$45.214.348,23	R\$7.018.569,48	R\$43.705.388,80
<i>Caxias do Sul</i>	RS	Autarquia	R\$197.102.163,61	R\$189.109.388,77	R\$195.800.166,85	R\$3.414.411,57	R\$119.707.542,61

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 58- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.

<i>Cenário 03</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Rede Neural	FN001 Receita operacional direta total	FN004 Receita operacional indireta	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
<i>Porto Alegre</i>	RS	Autarquia	R\$634.296.190,13	R\$616.488.348,96	R\$639.867.030,46	R\$50.553.982,35	R\$401.890.233,71
<i>São Leopoldo</i>	RS	Autarquia	R\$70.446.639,86	R\$73.369.152,31	R\$82.082.267,30	R\$13.326.805,79	R\$63.702.941,19
<i>Campos Novos</i>	SC	Autarquia	R\$8.958.471,29	R\$8.628.861,55	R\$8.798.255,57	R\$578.879,21	R\$7.604.520,62
<i>Herval D Oeste</i>	SC	Autarquia	R\$7.419.501,34	R\$6.976.142,38	R\$7.156.381,05	R\$307.976,11	R\$5.958.588,02
<i>Jaraguá do Sul</i>	SC	Autarquia	R\$57.862.142,93	R\$56.108.729,82	R\$57.812.264,42	R\$1.970.514,08	R\$48.652.887,42
<i>Joaçaba</i>	SC	Autarquia	R\$9.646.754,81	R\$9.416.086,59	R\$9.734.486,57	R\$418.925,33	R\$8.105.185,38
<i>Luzerna</i>	SC	Autarquia	R\$2.204.439,35	R\$2.117.408,36	R\$2.172.451,00	R\$93.491,81	R\$1.808.838,91
<i>Orleans</i>	SC	Autarquia	R\$4.951.060,67	R\$4.876.684,71	R\$5.469.777,06	R\$432.786,43	R\$4.738.828,64
<i>São Ludgero</i>	SC	Autarquia	R\$3.671.037,78	R\$3.424.310,50	R\$3.645.072,00	R\$54.836,30	R\$2.917.803,59
<i>Americana</i>	SP	Autarquia	R\$77.433.808,91	R\$71.333.436,22	R\$77.548.136,80	R\$1.497.556,76	R\$66.770.913,61
<i>Araraquara</i>	SP	Autarquia	R\$105.307.196,25	R\$108.499.174,13	R\$100.559.133,13	R\$8.920.750,42	R\$84.510.305,05
<i>Araras</i>	SP	Autarquia	R\$30.839.344,93	R\$31.021.429,37	R\$32.931.070,46	R\$2.019.254,09	R\$29.480.681,27
<i>Artur Nogueira</i>	SP	Autarquia	R\$10.711.411,69	R\$11.103.482,12	R\$11.402.942,67	R\$1.468.718,16	R\$11.163.069,47
<i>Barra Bonita</i>	SP	Autarquia	R\$11.340.684,04	R\$10.959.157,73	R\$11.435.057,26	R\$1.115.995,91	R\$11.332.298,60
<i>Barretos</i>	SP	Autarquia	R\$37.850.580,97	R\$35.977.048,72	R\$44.838.875,82	R\$818.392,88	R\$42.574.885,05
<i>Bauru</i>	SP	Autarquia	R\$123.809.984,40	R\$126.911.373,98	R\$126.338.332,65	R\$24.675.822,51	R\$87.846.593,11
<i>Bebedouro</i>	SP	Autarquia	R\$21.789.595,57	R\$25.157.537,99	R\$21.499.286,84	R\$	R\$18.170.207,72
<i>Cândido Mota</i>	SP	Autarquia	R\$5.348.042,48	R\$5.928.033,91	R\$5.769.482,89	R\$611.137,35	R\$5.398.308,45
<i>Capivari</i>	SP	Autarquia	R\$15.943.949,64	R\$15.313.970,50	R\$16.039.524,75	R\$2.020.562,13	R\$15.240.246,23
<i>Dois Córregos</i>	SP	Autarquia	R\$4.472.183,78	R\$3.934.236,56	R\$4.304.639,48	R\$	R\$3.918.635,87
<i>Guarulhos</i>	SP	Autarquia	R\$357.727.459,85	R\$348.316.301,48	R\$420.621.005,75	R\$4.003.358,70	R\$365.687.483,08
<i>Ituverava</i>	SP	Autarquia	R\$9.902.793,47	R\$9.986.777,73	R\$8.806.487,74	R\$	R\$7.655.080,09
<i>Jacareí</i>	SP	Autarquia	R\$88.200.072,55	R\$86.088.437,70	R\$88.276.080,77	R\$6.005.693,90	R\$72.517.425,71

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 59- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.

<i>Cenário 03</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Rede Neural	FN001 Receita operacional direta total	FN004 Receita operacional indireta	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
<i>Leme</i>	SP	Autarquia	R\$33.782.448,02	R\$34.792.499,99	R\$34.073.458,11	R\$1.223.396,18	R\$23.988.315,64
<i>Mogi das Cruzes</i>	SP	Autarquia	R\$134.144.289,88	R\$143.015.795,07	R\$131.011.304,06	R\$26.702.246,41	R\$118.296.243,43
<i>Mogi Guaçu</i>	SP	Autarquia	R\$38.239.020,58	R\$36.522.278,77	R\$39.217.966,62	R\$8.727.916,47	R\$34.566.957,90
<i>Ourinhos</i>	SP	Autarquia	R\$28.987.565,12	R\$28.654.556,59	R\$31.369.049,00	R\$954.763,00	R\$26.389.923,00
<i>Palmital</i>	SP	Autarquia	R\$4.945.858,31	R\$4.764.535,06	R\$4.933.073,05	R\$692.878,63	R\$4.655.241,84
<i>Pereira Barreto</i>	SP	Autarquia	R\$4.987.745,21	R\$5.311.264,87	R\$4.628.187,00	R\$859.422,00	R\$4.083.634,00
<i>Piracicaba</i>	SP	Autarquia	R\$203.610.789,29	R\$199.193.321,27	R\$210.246.572,40	R\$6.952.029,99	R\$172.565.546,86
<i>Pirassununga</i>	SP	Autarquia	R\$25.077.193,03	R\$24.021.972,13	R\$25.092.314,00	R\$2.861.340,00	R\$20.593.342,00
<i>Ribeirão Preto</i>	SP	Autarquia	R\$300.164.176,83	R\$325.276.007,36	R\$333.618.905,62	R\$18.758.939,44	R\$199.245.015,54
<i>Rio Claro</i>	SP	Autarquia	R\$94.437.136,86	R\$93.155.882,07	R\$94.166.469,17	R\$	R\$43.263.297,90
<i>Rio das Pedras</i>	SP	Autarquia	R\$8.902.213,97	R\$8.290.764,29	R\$8.478.762,99	R\$115.604,01	R\$8.455.642,04
<i>Santa Bárbara D Oeste</i>	SP	Autarquia	R\$62.555.356,61	R\$66.660.553,10	R\$61.004.642,24	R\$4.053.314,52	R\$59.124.910,20
<i>Santo André</i>	SP	Autarquia	R\$311.476.483,16	R\$301.841.178,31	R\$310.124.224,14	R\$8.870.185,93	R\$183.569.003,16
<i>São José do Rio Preto</i>	SP	Autarquia	R\$182.210.235,13	R\$179.423.628,14	R\$182.534.652,48	R\$25.173.560,45	R\$136.383.251,31
<i>Sorocaba</i>	SP	Autarquia	R\$270.883.420,64	R\$269.040.225,72	R\$275.049.517,52	R\$14.050.849,58	R\$153.139.580,96
<i>Valinhos</i>	SP	Autarquia	R\$46.987.345,56	R\$46.652.956,06	R\$46.177.451,79	R\$3.198.347,75	R\$46.121.551,85
<i>Vinhedo</i>	SP	Autarquia	R\$33.958.152,47	R\$32.577.180,03	R\$33.758.491,96	R\$1.441.047,34	R\$27.942.592,97
<i>Votuporanga</i>	SP	Autarquia	R\$31.004.461,86	R\$29.498.956,89	R\$30.963.175,60	R\$3.986.255,10	R\$22.560.879,40
<i>Cachoeiro de Itapemirim</i>	ES	Empresa Privada	R\$94.193.967,33	R\$93.439.955,37	R\$86.983.723,18	R\$3.529.254,39	R\$83.353.561,12
<i>Paraguaçu</i>	MG	Empresa Privada	R\$5.798.583,54	R\$5.220.889,19	R\$5.916.273,99	R\$227.093,00	R\$4.980.781,02
<i>Armação dos Búzios</i>	RJ	Empresa Privada	R\$110.140.546,92	R\$104.187.099,44	R\$55.095.893,00	R\$3.180.357,00	R\$22.427.500,00
<i>Cabo Frio</i>	RJ	Empresa Privada	R\$273.535.453,75	R\$261.688.146,67	R\$136.843.098,00	R\$17.688.763,00	R\$103.126.507,00
<i>Campos dos Goytacazes</i>	RJ	Empresa Privada	R\$201.172.550,03	R\$198.508.040,46	R\$206.098.847,79	R\$6.747.509,54	R\$164.445.761,75

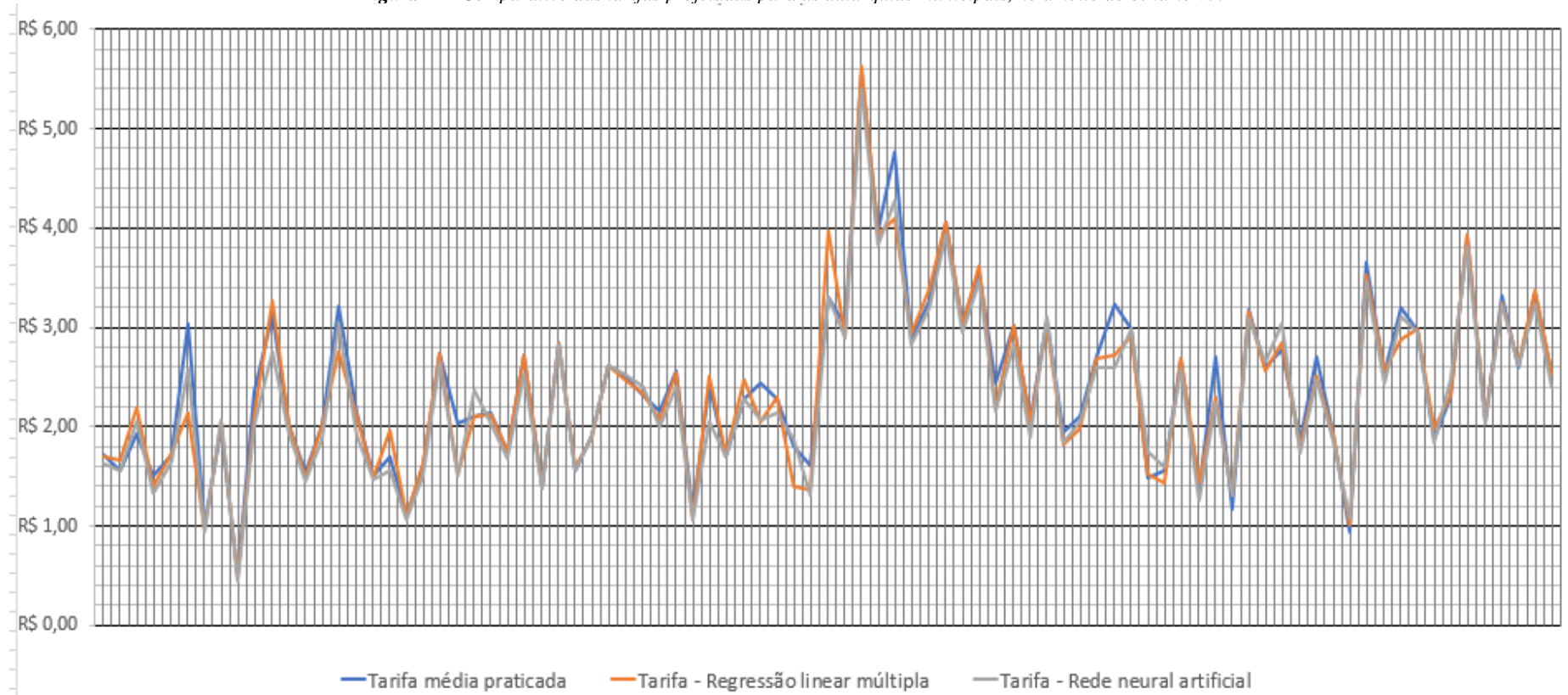
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 60- Resultados obtidos por meio da aplicação da tarifa média projetada (T.M.P.) para os sistemas contidos no cenário 03.

<i>Cenário 03</i>			Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Regressão Linear Múltipla	Receita Operacional Direta Projetada (R.O.D.P.) Rede Neural	FN001 Receita operacional direta total	FN004 Receita operacional indireta	FN017 Despesas totais com os serviços (DTS)
<i>Niterói</i>	RJ	Empresa Privada	R\$377.551.438,50	R\$373.340.733,49	R\$385.041.795,97	R\$5.412.595,52	R\$335.661.957,71
<i>Petrópolis</i>	RJ	Empresa Privada	R\$130.609.244,21	R\$115.817.412,99	R\$103.474.297,59	R\$2.332.031,17	R\$88.791.942,70
<i>São Pedro da Aldeia</i>	RJ	Empresa Privada	R\$126.331.593,95	R\$119.541.589,76	R\$63.138.082,00	R\$9.018.352,00	R\$43.525.758,00
<i>Saquarema</i>	RJ	Empresa Privada	R\$20.434.856,00	R\$19.370.769,09	R\$20.423.574,68	R\$760.987,07	R\$5.792.347,14
<i>Silva Jardim</i>	RJ	Empresa Privada	R\$3.553.914,00	R\$3.389.074,83	R\$3.551.952,02	R\$132.346,54	R\$1.175.882,60
<i>Itapema</i>	SC	Empresa Privada	R\$47.111.753,64	R\$47.625.521,77	R\$48.002.819,56	R\$1.001.637,63	R\$34.654.653,61
<i>Araçatuba</i>	SP	Empresa Privada	R\$85.972.999,14	R\$82.100.044,18	R\$78.087.064,20	R\$3.234.949,05	R\$74.341.135,01
<i>Guará</i>	SP	Empresa Privada	R\$9.061.111,20	R\$7.083.870,43	R\$5.843.768,20	R\$	R\$3.806.671,94

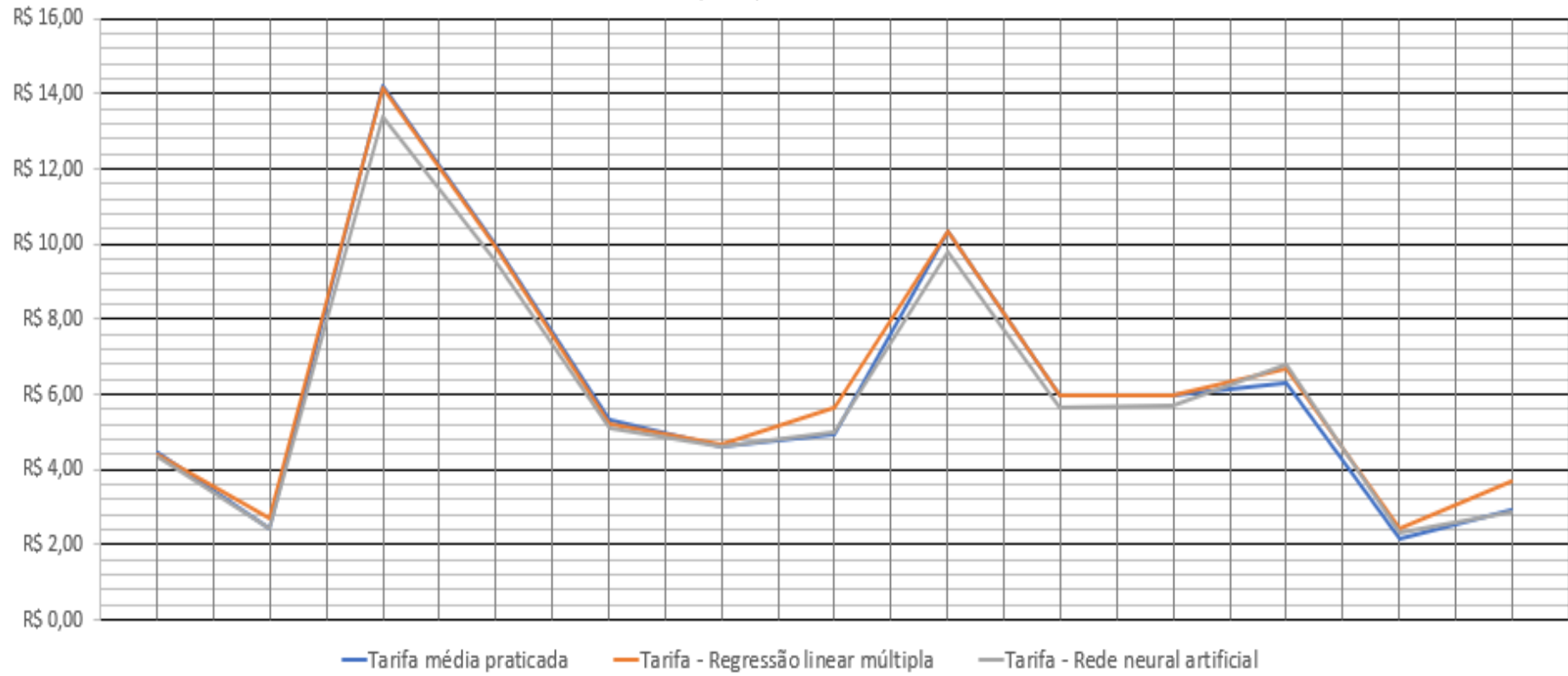
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 17 - Comparativo das tarifas projetadas para as autarquias municipais, no âmbito do cenário 03.



Fonte: (Próprio autor, 2019)

Figura 18 - Comparativo das tarifas projetadas para as empresas privadas, no âmbito do cenário 03.



Fonte: (Próprio autor, 2019)