

**UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL**

**GUILHERMO OFFMAISTER PIVA**

**MODELO DE PREVISÃO DE VAGAS DE EDUCAÇÃO INFANTIL DE UM  
MUNICÍPIO BRASILEIRO**

**BENTO GONÇALVES  
2021**

**GUILHERMO OFFMAISTER PIVA**

**MODELO DE PREVISÃO DE VAGAS DE EDUCAÇÃO INFANTIL DE UM  
MUNICÍPIO BRASILEIRO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade de Caxias do Sul, como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção.

Orientador:  
Prof. Dr. Gabriel Vidor

**BENTO GONÇALVES**  
**2021**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)  
Universidade de Caxias do Sul  
Sistema de Bibliotecas UCS - Processamento Técnico

P693m Piva, Guilherme Offmaister

Modelo de previsão de vagas de educação infantil de um município brasileiro [recurso eletrônico] / Guilherme Offmaister Piva. – 2021.  
Dados eletrônicos.

Dissertação (Mestrado) - Universidade de Caxias do Sul, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2021.

Orientação: Gabriel Vidor.

Modo de acesso: World Wide Web

Disponível em: <https://repositorio.ucs.br>

1. Educação. 2. Previsão. 3. Administração pública. 4. Redes neurais (Computação). I. Vidor, Gabriel, orient. II. Título.

CDU 2. ed.: 37

Catalogação na fonte elaborada pela(o) bibliotecária(o)  
Márcia Servi Gonçalves - CRB 10/1500

**GUILHERMO OFFMAISTER PIVA**

**MODELO DE PREVISÃO DE VAGAS DE EDUCAÇÃO INFANTIL DE UM  
MUNICÍPIO BRASILEIRO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade de Caxias do Sul, como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção.

Orientador:  
Prof. Dr. Gabriel Vidor

**Aprovado em** \_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_

**Banca Examinadora**

---

Prof. Dr. Gabriel Vidor (orientador)  
Universidade de Caxias do Sul

---

Prof. Dr. Alexandre Mesquita  
Universidade de Caxias do Sul

---

Prof. Dr. Leonardo Dagnino Chiwiacowsky  
Universidade de Caxias do Sul

---

Prof. Dr. André Luis Korzenowski  
Universidade do Vale do Rio dos Sinos

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente, gostaria de agradecer a minha família e amigos, pelo carinho e pelas palavras de apoio.

Ao professor Dr. Gabriel Vidor, pela confiança em mim depositada e pelas palavras de sabedoria.

Aos demais professores e colegas, pela troca de conhecimentos e experiências.

*"Não cai pomba assada do céu. (E. Anushek)".*

## RESUMO

A educação, como direito de todos e dever do estado e da família, é um bem jurídico assegurado pela Constituição Federal. Estima-se que no Brasil existem cerca de 2.000.000 de crianças privadas do acesso a educação infantil. Um modelo capaz de estimar inscrições e assim auxiliar na formulação de estratégias destinadas à suprir a demanda da educação infantil de um município do Brasil é proposto. Analisando o orçamento para reformas e ampliação da educação infantil e a quantidade matrículas, anualmente, percebe-se que existe um descompasso entre valor investido e aumento na capacidade de atendimento. Especula-se que tal comportamento justifica-se pelo desconhecimento, ainda que marginal, acerca de demanda por inscrições. Considerando a capacidade de generalização e adaptabilidade das redes neurais, utilizou-se a perceptron de múltiplas camadas como modelo de predição. Utilizando a série temporal de inscrições do sistema de gestão do município de Camboriú, entre 2012 e 2019, avaliou-se padrões de tendência e sazonalidade. Iterativamente, ajustaram-se os parâmetros da rede neural utilizando o algoritmo back-propagation e, estimou-se a quantidade de inscritos para o ano de 2019. O modelo foi capaz de prever a quantia de 3513 inscrições, frente os 3354 da série temporal real, resultando em um erro percentual médio absoluto de 1,44%. . Ainda, considerando que utilizou-se somente a série temporal de inscrições de um município, acredita-se que a utilização de outras variáveis e/ou outra arquitetura de redes neurais poderiam ser investigadas.

**Palavras-chave:** previsão. gestão pública. redes neurais. educação.

## ABSTRACT

Education, as the right of everyone and the state duty and family, is a legal asset guaranteed by the Federal Constitution. In Brazil it is estimated that there are about 2.000.000 children deprived of access to early childhood education. A model capable of estimating enrollments is proposed to assist the formulation of strategies focused at attending the demand for early childhood education in a Brazilian municipality. Analyzing the budget for reforms and expansion of early childhood education and the number of enrollments, annually, it becomes clear that there is a mismatch between the amount invested and the increase in service's capacity. Such behavior might justify itself by the unknown, albeit marginally, enrollments demand. Considering the ability to generalize and adapt of neural networks, the multilayer perceptron is used as a prediction model. Using enrollments historical series of Camboriú, between 2012 and 2019, trend and seasonality patterns were evaluated. Iteratively, neural network's parameters were adjusted using the back propagation algorithm and the number of enrollments for the year 2019 was estimated, resulting in a average absolute percentage error of 1.44%. Even so, considering that it was used only a enrollments' series from one municipality, it is believed that using other variables and / or other architecture of neural networks could be further investigated.

**Keywords:** forecasting. public management. neural networks. education.



## LISTA DE FIGURAS

|                                                                                                                                                          |    |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1 – Publicações por ano. . . . .                                                                                                                  | 13 |
| Figura 2 – Resultados obtidos em cada uma das fases da pesquisa bibliométrica. . . . .                                                                   | 14 |
| Figura 3 – Modelos preditivos encontrados. . . . .                                                                                                       | 17 |
| Figura 4 – Neurônio biológico. . . . .                                                                                                                   | 24 |
| Figura 5 – Modelo de neurônio artificial. . . . .                                                                                                        | 25 |
| Figura 6 – Arquiteturas de redes neurais <i>feed-forward</i> , camada simples (esquerda) e<br>camada múltipla (direita). . . . .                         | 26 |
| Figura 7 – Arquitetura de redes neurais recorrente. . . . .                                                                                              | 27 |
| Figura 8 – Diagrama em blocos de um sistema de aprendizado supervisionado. . . . .                                                                       | 28 |
| Figura 9 – Teorema de convergência do <i>Perceptron</i> , (a) classes linearmente separáveis,<br>(b) classes linearmente não separáveis. . . . .         | 29 |
| Figura 10 – Etapas de um sistema de previsão de demandas. . . . .                                                                                        | 31 |
| Figura 11 – Quantidade de solicitações e quantidade de atendimentos acumulados em<br>2019. . . . .                                                       | 33 |
| Figura 12 – Decomposição da série temporal em: (A) Série de dados observada; (B)<br>Tendência; (C) Componente sazonal; (D) Componente aleatória. . . . . | 35 |
| Figura 13 – Rede neural proposta. . . . .                                                                                                                | 38 |
| Figura 14 – Previsão de inscrições para 2019. . . . .                                                                                                    | 38 |
| Figura 15 – Despesas da educação para 2019. . . . .                                                                                                      | 40 |

## **LISTA DE TABELAS**

|                                                                                      |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabela 1 – Pesquisa nas bases de dados Scopus e Web of Science . . . . .             | 13 |
| Tabela 2 – Estatísticas da série histórica . . . . .                                 | 34 |
| Tabela 3 – Despesas com educação infantil e orçamento para reformas . . . . .        | 39 |
| Tabela 4 – Detalhamento da diferença entre orçamento e valor gasto com reformas. . . | 41 |

## SUMÁRIO

|          |                                                   |           |
|----------|---------------------------------------------------|-----------|
| <b>1</b> | <b>INTRODUÇÃO</b>                                 | <b>10</b> |
| 1.1      | CONTEXTUALIZAÇÃO                                  | 11        |
| 1.2      | JUSTIFICATIVA                                     | 12        |
| 1.2.1    | Justificativa Teórica                             | 12        |
| 1.2.2    | Justificativa Prática                             | 14        |
| 1.3      | QUESTÃO DE PESQUISA                               | 15        |
| 1.4      | OBJETIVOS                                         | 15        |
| 1.4.1    | Objetivo geral                                    | 15        |
| 1.4.2    | Objetivos específicos                             | 15        |
| <b>2</b> | <b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>                      | <b>17</b> |
| 2.1      | REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA                 | 17        |
| 2.2      | ANÁLISE DOS ESTUDOS ANTERIORES                    | 22        |
| 2.3      | REDES NEURAIS                                     | 23        |
| 2.3.1    | Neurônio Biológico                                | 23        |
| 2.3.2    | Neurônio Artificial                               | 23        |
| 2.3.3    | Arquiteturas de Redes Neurais                     | 25        |
| 2.3.4    | Aprendizagem                                      | 26        |
| 2.3.5    | <i>Perceptron</i> de multicamadas                 | 27        |
| 2.3.6    | Vantagens e Desvantagens da Rede Neural           | 29        |
| 2.4      | CONSIDERAÇÕES FINAIS                              | 29        |
| <b>3</b> | <b>PROPOSTA DE TRABALHO</b>                       | <b>31</b> |
| 3.1      | CENÁRIO ATUAL                                     | 32        |
| 3.2      | COLETA DE INFORMAÇÕES                             | 33        |
| 3.3      | CONFIGURAÇÃO DA REDE E DEFINIÇÃO DO MODELO        | 34        |
| 3.4      | TREINAMENTO                                       | 35        |
| 3.5      | VALIDAÇÃO                                         | 35        |
| <b>4</b> | <b>RESULTADOS</b>                                 | <b>37</b> |
| 4.1      | DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS                | 37        |
| 4.2      | DISCUSSÃO DOS RESULTADOS E IMPLICAÇÕES GERENCIAIS | 39        |
| <b>5</b> | <b>CONCLUSÃO</b>                                  | <b>42</b> |
|          | REFERÊNCIAS                                       | 44        |

## 1 INTRODUÇÃO

Previsão é costumeiramente confundida com planejamento, a primeira procura descrever como o futuro deverá ser, enquanto a última preocupa-se em como o futuro deveria ser (ARMSTRONG, 2001). Demanda pode ser descrita como a inclinação de clientes ao consumo de bens ou serviços oferecidos por uma organização (LUSTOSA; MESQUITA; OLIVEIRA, 2008). A previsão de demanda é uma ferramenta que auxilia o planejamento de organizações, e faz-se necessária somente na existência de incerteza sobre o futuro (BALLOU, 2009; ARMSTRONG, 2001). O conhecimento da probabilidade de eventos futuros acontecerem é crítico para o sucesso ou insucesso nos processos de tomada de decisão de diversas áreas, como a gestão de operações, marketing, economia, controle de processos e serviços (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008). Em ambientes de serviço a correta previsão de demanda proporciona a melhor utilização dos recursos humanos e equipamentos, contribuindo para o atendimento ao cliente (LUSTOSA; MESQUITA; OLIVEIRA, 2008).

Na esfera pública, assim como qualquer outro agente da economia, o Estado precisa ter condições para desenvolver suas atividades e garantir que os serviços de interesse da sociedade sejam fornecidos (ALMEIDA; FERREIRA, 2018). A gestão eficiente dos recursos afeta a disponibilidade da prestação dos serviços, que impacta diretamente na qualidade dos atendimentos (GRAÇAS; CARLOS MONTENEGRO, 2016). Com a aprovação da "Lei de Responsabilidade Fiscal"<sup>1</sup> e da "Lei de Acesso à Informação"<sup>2</sup>, a gestão pública passou a utilizar ferramentas de *forecasting* em atividades como a previsão orçamentária e na alocação de recursos públicos (LIEBEL, 2004; RODRIGUES; OLIVEIRA, 2017).

Toda e qualquer organização que fornece algum bem ou serviço possui um processo de produção que transforma os recursos de entrada nas saídas do mesmo. As funções operacionais representam o processo de transformação em si, e são centrais à atividade da organização. A gestão dos recursos destinados ao processo de produção e a entrega dos bens e serviços é chamada de gestão de operações (SLACK; JOHNSTON, 2007). Em ambientes de serviço, a gestão operacional preocupa-se tanto com o serviço fornecido quanto com o desdobramento do processo produtivo, controlando os fluxos dos recursos produtivos e o nível de integração vertical dos processos (HOPP; MARK, 2009).

Diferentemente das organizações tradicionais, as instituições públicas de serviço costumam ter objetivos estratégicos mais complexos, frequentemente combinando macro-objetivos políticos, econômicos, sociais e ambientais (SLACK; JOHNSTON, 2007). Fragmentado por vários *stakeholders*, as agências públicas de serviço apresentam dificuldades em atingir efetividade de forma duradoura, devido principalmente a objetivos inconsistentes e por vezes conflitantes (KARWAN; MARKLAND, 2005).

Considerando a crescente demanda por serviços de qualidade, as restrições de pla-

---

<sup>1</sup><[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/lcp/lcp101.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/lcp/lcp101.htm)>

<sup>2</sup><[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2011-2014/2011/lei/l12527.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2011/lei/l12527.htm)>

nejamento dos agentes públicos e a incerteza orçamentária, fica evidente a carência por uma gestão pública eficiente (GRAÇAS; CARLOS MONTENEGRO, 2016). Tal como os sistemas de manufatura, a tomada de decisões em ambientes de serviço público também é influenciada por fatores futuros, dos quais não tem-se certeza do comportamento. Dessa forma, técnicas de previsão são vitais para a gestão efetiva das operações, quer seja pela descrição da hipótese de cenários futuros, quer seja pela predição de comportamentos baseados em séries históricas (HOPP; MARK, 2009).

Para tanto, este trabalho propõe o desenvolvimento de modelo de uma rede neural para estimar a quantidade de inscrições na fila de espera da educação infantil do município de Camboriú, utilizando para tal o banco de dados do sistema de gestão educacional municipal. Não está no escopo deste trabalho a utilização de outras fontes de dados, nem tão pouco a utilização de outros modelos preditivos que não a rede neural.

Além disso, o trabalho está dividido em 5 capítulos, da seguinte forma:

- a) Capítulo 1, introdução, justificativa teórica e prática, apresentação dos objetivos principais e específicos, bem como a delimitação do escopo de trabalho.
- b) Capítulo 2, fundamentação teórica, revisão dos estudos correlatos e definição de redes neurais.
- c) Capítulo 3, apresentação da metodologia de trabalho e descrição do cenário atual do município.
- d) Capítulo 4, apresentação dos resultados obtidos e implicações gerenciais.
- e) Capítulo 5, conclusões e estudos futuros.

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

A educação, como direito de todos e dever do Estado e da família é definida, segundo a Constituição Federal, como um bem jurídico, considerados os papéis fundamentais no desenvolvimento nacional, pessoal e no exercício dos demais direitos civis. No Brasil, a escolarização obrigatória, definida pela Lei nº 9394, de 20/12/1996, a Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional (LDB), contempla 14 anos de educação compulsória e gratuita, dos 4 aos 17 anos, assegurada inclusive àqueles que não tiveram acesso na idade adequada (RANIERI; ALVES, 2018).

A educação infantil é a primeira etapa da educação básica e é oferecida em creches, para crianças de até 3 anos, e pré-escola, para crianças entre 4 e 5 anos e 11 meses (BARBOSA, 2012). A esfera pública, municipal e estadual, deve aprovar planos que compreendam as respectivas realidades, porém, devem estar orientados com as diretrizes e objetivos definidos na Lei nº 13005 de 25 de junho de 2014, Plano Nacional de Educação (PNE). O atual documento define metas que contemplam todos os níveis e modalidades educacionais. Na educação infantil

o PNE tem como meta, entre outras, universalizar, até 2016, 100% da Pré-Escola e ampliar a oferta da Creche para no mínimo 50%, até 2024.

Claramente, pelos objetivos determinados pelo PNE, percebe-se que a demanda por vagas na educação infantil é maior que a oferta, existindo relatos deste cenário (RATTON, 2019; NSC Total, 2018). A esfera municipal é responsável pela oferta da educação básica, sobretudo a educação infantil. Considerando a capacidade de atendimento limitada dos municípios, fazem-se necessárias leis determinando a existência de filas de espera para atendimento (CAMBORIÚ, 2013; LIMEIRA, 2013), decretos definindo prazos, regras e cronogramas de atendimento (CANELA, 2016; TUBARÃO, 2018; ESTEIO, 2019) e em alguns casos a formação de parcerias público-privadas para ampliação da capacidade de atendimento da rede municipal (LAJEADO, 2018).

Observa-se assim, o desejo dos cidadãos em obter acesso a um serviço básico, que é direito seu, segundo a Constituição Federal. Dados os objetivos traçados pelo governo, como a universalização do acesso à educação infantil, e em especial o esforço para aumentar a oferta de creches, percebe-se que ferramentas capazes de prever, ainda que com alguma incerteza, a demanda futura pelos serviços pode ser um fator impactante na melhor utilização dos recursos públicos.

## 1.2 JUSTIFICATIVA

Na sequência, são fundamentadas a justificativa teórica e a prática.

### 1.2.1 Justificativa Teórica

Tendo em mente a importância da previsão de inscrições na educação infantil, realizou-se uma pesquisa bibliométrica com o objetivo de identificar o estado da arte acerca das pesquisas sobre este tema. O protocolo de pesquisa compreende três fases, sendo a primeira delas a busca em bases de dados, seguidas da leitura dos resumos e títulos e por último a leitura completa de artigos.

Na primeira fase, realizou-se a busca considerando título, abstract e palavras-chave, nas bases de dados *Scopus* e *Web of Science*. Para tal, utilizou-se os termos de pesquisa “enrollment”, “school”, “forecast”, “predict” e “demand”. A combinação dos termos e os resultados obtidos nas pesquisas são mostrados na Tabela 1.

Após combinar os resultados das bases de dados, e remover as ocorrências duplicadas, encontrou-se efetivamente 1430 resultados válidos. Na sequência, buscou-se identificar quais artigos tratavam de técnicas de previsão de inscrições em escolas, para tal, avaliou-se o título e abstract. Os resultados obtidos pela segunda etapa da busca são mostrados na Figura 1.

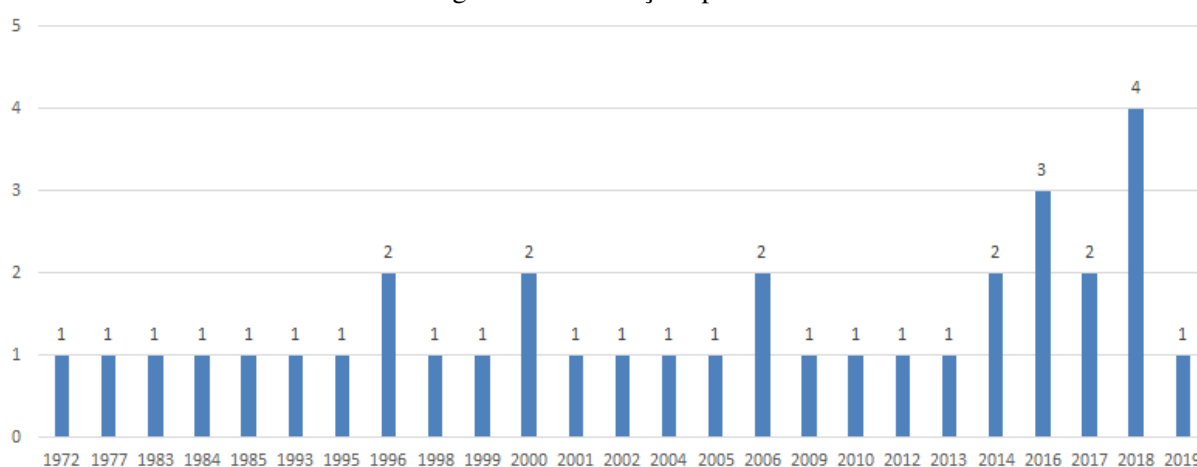
Analisando os resultados obtidos na primeira fase, pode-se perceber que a primeira publicação sobre a temática foi em 1972, e que ocorreram publicações recentes. Entre os anos

Tabela 1 – Pesquisa nas bases de dados Scopus e Web of Science

| Termo                                       | Scopus | Web of Science |
|---------------------------------------------|--------|----------------|
| <i>"enrollment AND school AND forecast"</i> | 46     | 43             |
| <i>"enrollment AND school AND predict"</i>  | 230    | 400            |
| <i>"enrollment AND school AND demand"</i>   | 625    | 435            |
| Total                                       | 901    | 878            |

Fonte: o Autor (2021).

Figura 1 – Publicações por ano.



Fonte: o Autor (2021).

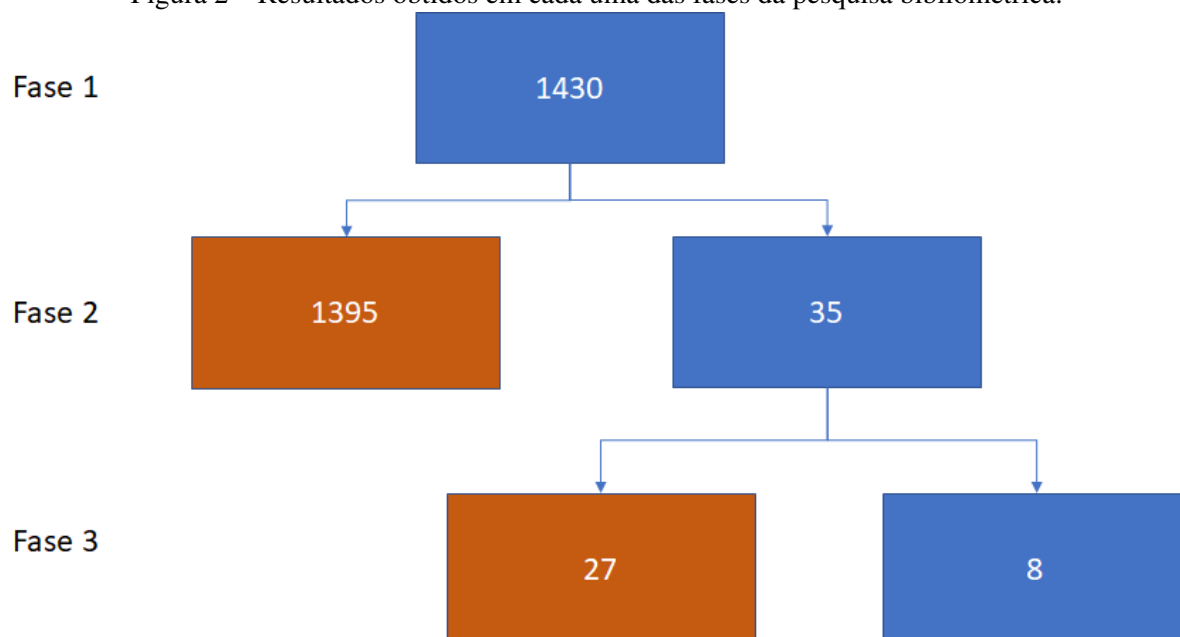
que apresentaram publicações válidas sobre o assunto, percebe-se que na maior parte dos casos (18 de 35) a frequência é unitária, exceto nos últimos 5 anos, onde evidencia-se aumento na quantidade de publicações válidas.

Na terceira fase da pesquisa bibliométrica, tinha-se como objetivo identificar quais documentos efetivamente propunham métodos de estimativa da quantidade de inscrições em escolas, identificando também o modelo preditivo utilizado. Para tal, efetuou-se a leitura dos 35 artigos identificados na fase anterior.

A Figura 2 resume o que foi encontrado em cada fase da pesquisa, exibindo em azul a quantidade de referências selecionadas e em vermelho a quantidade de referências rejeitadas em cada uma das etapas do processo.

A previsão de inscrições em instituições de ensino, especialmente escolas, é uma parte essencial no planejamento da administração, sendo encontrados trabalhos preocupados com esta temática que datam da década de 70. Ainda que o número de publicações seja baixo (menos que 10), percebe-se o predomínio de técnicas determinísticas empregadas na previsão de inscrições em escolas.

Figura 2 – Resultados obtidos em cada uma das fases da pesquisa bibliométrica.



Fonte: o Autor (2021).

### 1.2.2 Justificativa Prática

Em 2018, no Brasil, aconteceram 8.745.184 matrículas na educação infantil, sendo 3.587.292 na Creche e 5.157.892 na pré escola, com taxa de matrícula, proporção de alunos matriculados em relação ao total de crianças de mesma faixa etária, de 35,6% e 93,8% respectivamente. O atendimento escolar municipal representa 71,6% deste montante <sup>3</sup>. Levando em consideração os objetivos definidos pelo PNE, são estimados que cerca de 2.000.000 crianças estão sendo privadas da educação infantil atualmente <sup>4</sup>.

O Ministério Público vem tomando providências que objetivam assegurar a garantia da oferta de vagas para crianças na faixa etária compreendida pela Educação Infantil, porém, estas providências apresentam resistência por parte dos gestores municipais. Sabe-se que os agentes públicos apresentam severas restrições orçamentárias, sobretudo em tempos de crise econômica, constituindo o principal obstáculo na efetivação das políticas públicas e que agravam-se devido à incapacidade dos municípios em dimensionar com precisão a quantidade de crianças que compõem a demanda por vagas (SPONHOLZ, 2015).

O Governo sinaliza investimentos na educação, entre eles a criação de novas creches e melhorias na infraestrutura, especialmente na educação básica e infantil (G1, 2019a). São conhecidos casos onde a atuação do ministério público forçou a administração municipal a atender

<sup>3</sup> <[https://www.todospelaeducacao.org.br/\\_uploads/\\_posts/302.pdf](https://www.todospelaeducacao.org.br/_uploads/_posts/302.pdf)>

<sup>4</sup> <<https://www.observatoriodopne.org.br>>



de forma extraordinária solicitações de inscritos nas filas de espera da educação municipal (G1, 2019b; OLIVEIRA; SILVA; MARCHETTI, 2018). Com a jurisprudência de casos como este, os pleiteantes a vagas passaram a recorrer ao órgão com maior frequência, causando morosidade no andamento dos processos e diminuindo a autonomia dos agentes públicos municipais (RANIERI; ALVES, 2018).

Ainda, existem relatos de ações judiciais que demandavam expansão da capacidade de atendimento das municipalidades, seja por parcerias, seja por construção de novas creches. Porém, o referido aumento era destinado ao atendimento exclusivo da demanda represada (OLIVEIRA, 2011), não considerando possíveis variações na demanda para os anos seguintes. O desconhecimento, ainda que marginal, do comportamento futuro das demandas pode causar efeitos desastrosos na gestão dos recursos (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008).

De fato, o foco deste trabalho está em encontrar formas de mitigar os efeitos do desconhecimento da demanda por vagas na educação infantil através da proposição de modelos preditivos capazes de inferi-la.

### 1.3 QUESTÃO DE PESQUISA

De que forma a predição de vagas na educação infantil contribui para o planejamento da Secretaria de Educação de um município?

### 1.4 OBJETIVOS

Com a finalidade de responder a questão de pesquisa, são definidos a seguir os objetivos deste trabalho.

#### 1.4.1 Objetivo geral

O objetivo deste trabalho é propor um modelo de previsão de inscrições para auxiliar na criação estratégias a fim de suprir a demanda da educação infantil em um município brasileiro.

#### 1.4.2 Objetivos específicos

Para atingir o objetivo geral, os seguintes objetivos específicos foram assim organizados:

- a) mapear variáveis para previsão de inscrições na educação infantil;
- b) identificar relações entre as variáveis preditivas;
- c) implementar um modelo de predição;

- d) discutir o uso da predição no planejamento das ações governamentais no âmbito municipal

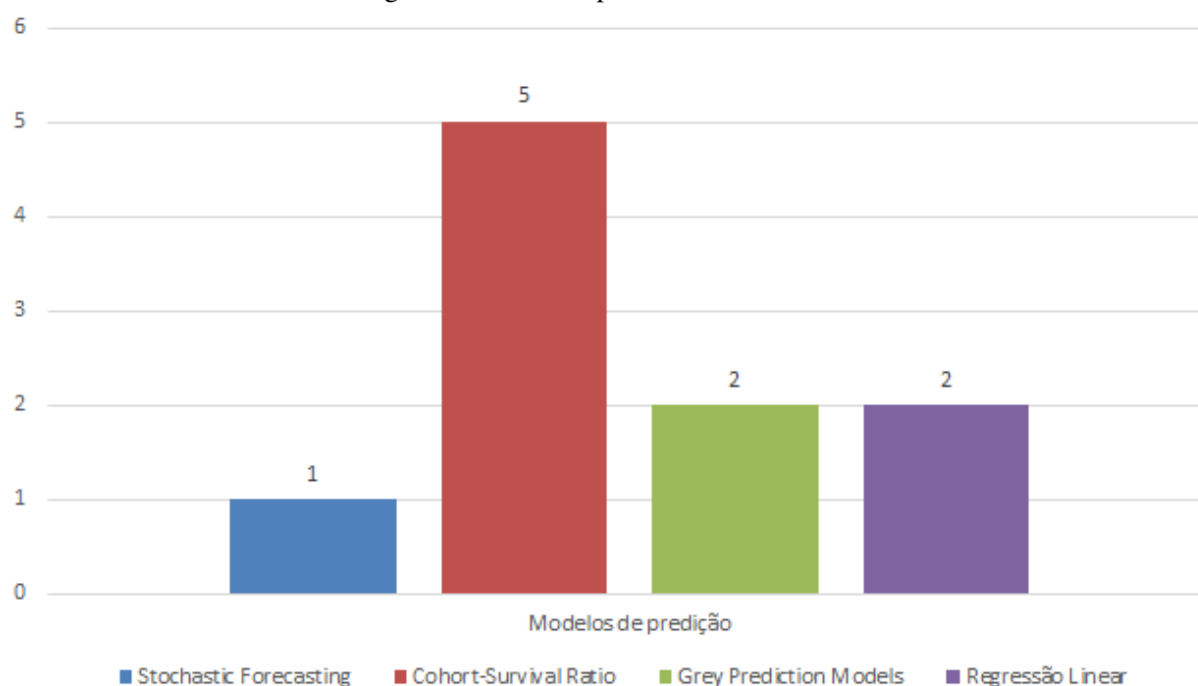
## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta o estado da arte quanto às técnicas de previsão de inscrições em escolas, e descreve demais tópicos relacionados à temática deste trabalho.

### 2.1 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

A Figura 3 mostra as técnicas de previsão alinhadas à temática do presente trabalho que foram encontradas através do protocolo de revisão sistemática. Nota-se que a técnica mais utilizada é a *Cohort-Survival Ratio* com 5 ocorrências, seguidas da *Grey Prediction Models* e *Regressão Linear* com 2 ocorrências cada. Somente uma das referências encontradas utilizou mais de uma técnica, *Sochastic Forecasting* e *Cohort Survival Ratio*. A seguir, serão apresentadas análises aprofundadas dos principais trabalhos encontrados na pesquisa bibliográfica.

Figura 3 – Modelos preditivos encontrados.



Fonte: o Autor (2021).

Prever inscrições anualmente é um dos problemas mais desafiadores encontrados por administradores de escolas públicas, especialmente devido à inexistência de registros acerca da migração doméstica intermunicipal. O trabalho proposto por Rives (1977) descreve um modelo estatístico de previsão de inscrições utilizando informações coletadas de forma rotineira dentro de distritos escolares. Anualmente os administradores escolares preparam estimativas do número de inscrições para o próximo ano letivo, utilizando-a para determinar os recursos

necessários para viabilizar a operação. O procedimento convencional para estimar o número de inscrições, para cada série, é  $P(n+1, t+1) = (1 - m + a - d)P(n, t)$ , onde  $P(n+1, t+1)$  é a população esperada na série  $n+1$  no tempo  $t+1$ ,  $P(n, t)$  é a população existente na faixa etária da série  $n$  e no tempo  $t$ ,  $m$  é a taxa de mortalidade,  $a$  é taxa de migração (alunos que as escolas recebem ao longo do ano letivo) e  $d$  representa os alunos que trocam de escola ou são reprovados. Os efeitos da mortalidade e migração da rede costumam ser estimados através de análises de tendência, contudo, considerando especialmente a imprevisibilidade inerente à migração de alunos é comum a utilização de mais de um cenário. Os cenários ponderam valores “altos”, “médios” e “baixos” de migração. Estes valores costumam ser subjetivos e definidos de forma empírica pelo analisador. O método proposto pelo autor consiste em utilizar modelos autoregressivos de primeira ordem para estimar um intervalo de confiança em que a estimativa de inscrições é válida. A técnica foi aplicada em um distrito escolar, estimando o número de inscrições para cada série, considerando intervalos de confiança de 90%, 95% e 99%. Os resultados obtidos pela técnica foram comparados aos relatórios de previsão produzidos pelo setor administrativo, das 12 séries testadas, somente 2 apresentaram intervalo confiança que não compreendiam o valor estimado pelo setor responsável.

O êxito no planejamento educacional é diretamente dependente da previsão acurada do número de alunos nas instituições de ensino, e esta é resultante da combinação de estatísticas nacionais e regionais. Projeções nacionais baseadas em macro estatísticas de mobilidade urbana e crescimento populacional são de pouca aplicabilidade a nível escolar devido à dificuldade em desagregar a informação a um nível significativo. O trabalho proposto por Gould (1993) descreve um modelo interativo de projeção de inscritos em escolas que permite interferências humanas, a fim de utilizar conhecimentos demográficos locais nas projeções. As projeções a nível de escola levam em consideração pequenos grupos, estes são combinados em grupos regionais, onde as projeções produzidas são delimitadas pelas macro estatísticas de nível nacional. Os ajustes na estimativa das escolas são possíveis devido à reconciliação das estatísticas dos grupos maiores, suprimindo assim os efeitos do desconhecimento acerca da mobilidade urbana na região. O método proposto foi dividido em 3 etapas: projeção de crianças que ingressam na primeira série, distribuição dos ingressantes por escola, projeção das demais séries. Em cada uma das etapas, as projeções geradas são comparadas com as projeções nacionais, de forma que as mesmas permaneçam correlacionadas. Na primeira etapa os autores utilizam informações do distrito escolar, referentes à distribuição etária de crianças entre 0 e 5 anos, e anualmente calculam a proporção de crianças que vão ter  $I+1$  anos de idade no ano  $y+1$  e que atualmente tem  $I$  anos de idade no ano  $y$ , resultando em taxas de retenção que são suavizadas através da média móvel ponderada. Considerando a existência de um zoneamento previamente determinado no distrito escolar, a projeção de inscritos na primeira série do sistema de ensino é designada para cada uma das escolas. A terceira etapa, para cada escola, combina-se a proporção de alunos ingressantes com a taxa de retenção das demais séries. A taxa de retenção das demais séries é calculada de forma semelhante à primeira etapa, para tal, utiliza-se a quantidade real de inscri-

tos em cada série da escola e calcula-se a proporção destes que progride para a série seguinte no ano seguinte. Os autores não descreveram casos onde a técnica foi aplicada.

A conjectura de novas escolas, assim como o planejamento de uso do solo para demais esferas do setor público, é uma tarefa permeada por diversas camadas. O contexto escolar, contudo, envolve camadas que são muito mais qualitativas e subjetivas, onde as melhores informações são incompletas e costumam mudar constantemente. O trabalho proposto por Taylor, Vasu e Causby (1999) descreve um sistema de planejamento escolar integrado com a finalidade de prever o número de inscrições em escolas, comparar as projeções de inscritos com a capacidade instalada, definir possíveis locais para novas escolas e determinar o zoneamento de forma a minimizar a distância percorrida, evitando superpopulação e balanceamento étnico racial. Segundo os autores, são dois os principais problemas inerentes à prática do planejamento escolar, a falta de informações adequadas à tomada de decisões politicamente sensíveis, e a frequente imposição, externa, de questões específicas que acabam por reduzir o espectro de possibilidades quanto ao planejamento. O método apresentado consiste de 5 passos: previsão de inscritos a nível de estabelecimento, mapeamento de capacidade, planejamento de segmentos e relatórios demográficos, busca por locais para novas escolas e busca pelos limites de atendimento. A previsão de inscritos utiliza séries históricas referentes a quantidades de inscrições na escola, e a quantidade de nascimentos no município, combinadas através do modelo denominado pelos autores como, *gradient cohort survival ratio*, onde o termo *survival ratio*, taxa de sobrevivência, refere-se à razão entre a quantidade de alunos em uma série e a quantidade de alunos na série anterior e ano anterior. A técnica utiliza as inscrições dos últimos 6 anos, agrupadas de forma a compor 4 taxas de sobrevida histórica (primeiros 4 anos da série de dados) e uma taxa denominada pseudofuturo (últimos 2 anos). As taxas históricas são submetidas a um esquema de busca que combina as mesmas, atribui pesos, e as compara com o pseudofuturo. Ao final, utiliza-se a combinação ponderada que produz o maior ajuste absoluto, repetindo o processo para cada uma das escolas estudadas. Os autores defendem a utilização do esquema de busca utilizando enumerações explícitas em favor da busca numérica, ainda que os resultados obtidos sejam muito próximos, alegando maior facilidade de compreensão por pessoas não versadas na matemática. A técnica foi aplicada em dois distritos dos EUA, Jhonston County e Pitt County, resultando em erros de projeção de 21 alunos entre 19000 alunos inscritos, e 16 entre 20000, respectivamente.

Com o intuito de utilizar modelos diferentes dos métodos tradicionais de previsão na gestão escolar, o trabalho proposto por Hui (2009) descreve a utilização de um modelo baseado em *Grey Theory* que combina variáveis macroeconômicas, orçamento educacional e dados demográficos para prever o número de inscritos e a quantidade de professores necessários. O contexto de utilização da técnica, anos finais do ensino médio, justifica-se sob o pretexto de que é a etapa que dá acesso ao ensino superior. Melhorias nesta etapa do ensino tendem a aumentar o acesso da população ao ensino superior e consequentemente a oferta de mão de obra qualificada ao mercado de trabalho. A técnica consiste em estabelecer relações previamente

ocultas entre sequências de dados com poucas amostras e/ou com comportamento incerto, cenários onde a informação é incompleta. Primeiramente, o autor define o modelo relacional, que descreve a interação entre variáveis referenciais (quantidade absoluta de inscrições, quantidade relativa de inscrições e qualidade de ensino) e variáveis comparativas (variáveis demográficas e macroeconômicas relacionadas à educação). O modelo preditivo é construído utilizando equações diferenciais ordinárias, e a acurácia é verificada utilizando testes de erro residual, variância a posteriori e nível de ajuste com o modelo relacional. O autor utilizou os dados da *China Statistical Yearbook*, contendo informações educacionais de 1998 até 2007, e inferiu a relativa quantidade de inscritos (para cada 100000 habitantes), investimento por estudante, quantidade de professores necessária e a taxa de matrícula (relação entre as pessoas em idade adequada e quantidade de inscrições) para o período de 2008 à 2015. O modelo preditivo resultante apresentou erro absoluto médio de 91,652, erro residual médio de -0,023% e a variância a posteriori ficou entre valores considerados adequados pelo autor ( $\leq 0,65$ ). Entre os resultados, destaca-se o aumento do número de inscrições relativo e na taxa de inscrição, passando de 3781 e 58,78% em 2008 para 6552 e 89,72% em 2015, respectivamente.

Existem instituições como a *National Center for Education Statistics* (NCES) nos EUA, que anualmente projetam a quantidade de inscritos e a quantidade de professores utilizando suavização exponencial e regressão multivariada. O trabalho de Tang e Yin (2012) apresenta a comparação, quanto à acurácia, entre GM(1,1) e GM(1,1) rolante. Segundo os autores, a escolha dos modelos GM(1,1) e GM(1,1) rolante justifica-se devido a complexidade matemática dos métodos ser mais simples do que as tradicionalmente praticadas pelo NCES. No processo de construção do modelo de previsão *Grey Theory*, o GM(1,1) utiliza somatórios para extrair tendências entre as variáveis observadas, entretanto, esta técnica pode produzir estimativas pouco acuradas por não levar em conta flutuações nos dados. Em contrapartida, o GM(1,1) rolante, considera janelas deslizantes para estimar os próximos valores da sequência. Os autores utilizam janelas de 5 posições, de forma que  $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]$  é usado para determinar o dado  $x_6$  e  $[x_2, x_3, x_4, x_5, x_1]$  para prever  $x_7$ . Os autores utilizaram dados e projeções da NCES, entre 1991 e 2004 e projetaram o número de inscrições para os anos 2005 e 2006. As projeções geradas pelos modelos GM(1,1) e GM(1,1) rolante foram comparadas com estimativa oficial através do MAD, MAPE, MSE e teste F. Os resultados apresentados demonstram que o GM(1,1) rolante desempenha melhor, quanto ao MAD e MAP, em 5 das 8 séries estimadas, e quanto a MSE e teste F, em 7 das 8 séries. Segundo os autores, observa-se que o GM(1,1) rolante desempenha melhor que a técnica utilizada pelo NCES, e que a técnica GM(1,1) apresentou o pior resultado.

De acordo com a Organização das Nações Unidas, a educação é um dos direitos mais importantes da humanidade, e está frequentemente relacionado ao desenvolvimento humano e social das nações. O sucesso de programas educacionais pode ser avaliado através de fatores quantitativos. Assim, o trabalho proposto por Tamjdtash e Chooboghloo (2014) utiliza dados do leste do Azerbaijão e descreve um modelo preditivo que tem como objetivo a previsão de-

mográfica da população em idade escolar, previsão das taxas de inscrição, previsão de novas escolas e da força de trabalho necessária para a operação. O modelo proposto utiliza a projeção de alunos para calcular a quantidade de escolas, tamanho de cada sala de aula e a quantidade de professores necessária através de proporções definidas pelo sistema de educação nacional. Para estimar a quantidade de inscritos no sistema de educação, os autores utilizam a fórmula  $E_t^g = E_{t-1}^{g-1} + R_t^g + I_t^g$ , onde  $g$  representa a série,  $t$  representa o ano,  $E$  representa a quantidade de estudantes,  $R$  a proporção de crianças em idade escolar e  $I$  representa a quantidade de alunos que transferem-se de outras unidades. Os autores propuseram estimativas para 2016, utilizando dados do censo escolar nacional entre os anos 2008 e 2013. Foram analisados a quantidade de alunos, registros de nascimentos e transferências de alunos, e para cada série, anualmente, determinadas as taxas de sobrevivência e migração de alunos. Entre os resultados encontrados, destaca-se o aumento de 6,37% na quantidade de alunos, eram 329587 em 2013 e projetou-se 350581 em 2016, resultando em 7 novas escolas e 5785 novos professores para viabilizar a operação. Os autores não apresentaram demais métricas para avaliação de performance do modelo descrito.

Modelos de previsão de inscritos em escolas costumam ter de responder perguntas referentes à acurácia das projeções produzidas. Apesar dos esforços, sabe-se que modelos de previsão de demanda não são exatos, e que apresentam mais erros com o aumento do horizonte de investigação. Dessa forma, a utilização de faixas de projeção podem fornecer aos gestores um espaço finito em que a veracidade das projeções pode ser verificada. Faixas de projeção e métodos estocásticos estão relacionados a estimativas de nível nacional e estadual, sendo raramente utilizados em geografias menores, como distritos escolares. Tendo isso em mente, Grip e Grip (2019) compararam a previsão de inscritos usando intervalos de confiança e um modelo estocástico, aplicando-os em 3 escolas de New Jersey de porte pequeno (5000 alunos), médio (14000 alunos) e grande (25000 alunos). A técnica utiliza dados compreendidos entre 1998 e 2018, e estima a quantidade de inscritos 5 anos no futuro. Para a previsão utilizando intervalos de confiança, os autores calculam a taxa de sobrevivência  $SR = \frac{e_{g,y}}{e_{g-1,y-1}}$  onde  $e$  representa o número de inscritos,  $g$  representa a série e  $y$  representa o ano. Em seguida, os valores calculados são agrupados em períodos de 5 anos espaçados ano a ano (1998-2002, 1999-2003, ... 2013-2018), e a média é calculada. Para cada média, projeta-se a quantidade de alunos 5 anos no futuro. Para cada projeção, calcula-se o erro percentual médio, desvio padrão e computa-se o intervalo de confiança de 90% (z value 0,1282). No modelo estocástico, os autores utilizaram a simulação de Monte Carlo combinada à taxa de sobrevivência. A fim de garantir comparabilidade entre os modelos, variou-se aleatoriamente as taxas de sobrevivência de cada série e utilizou-se a mesma série de dados históricos. Segundo os autores, resultados mostraram que os intervalos de confiança são de utilidade limitada para distritos escolares maiores, especialmente para projeções curtas (1 ou 2 anos), e projeções estocásticas têm utilidade limitada para qualquer tamanho de distrito e escola.

## 2.2 ANÁLISE DOS ESTUDOS ANTERIORES

O *Cohort-Survival Ratio* é o método mais frequente dos modelos de predição, utilizado na maior parte dos estudos encontrados. É uma técnica que utiliza os componentes de mudança demográfica para projetar o crescimento populacional por grupos. Os componentes demográficos observados levam em consideração taxas de nascimento, mortalidade, migração e em alguns casos aproveitamento escolar. No caso das inscrições em escolas, os grupos de interesse são crianças em idade escolar. Embora frequentemente utilizada, a técnica não produz resultados acurados, visto que considera que as taxas de nascimento, mortalidade e migração permanecem constantes ao longo do período analisado, e não considera fatores não demográficos que podem influenciar nas inscrições em escolas.

Quanto às técnicas de regressão linear e *Grey Prediction Model*, observou-se casos onde o modelo combinava mais fontes de dados para determinar as taxas de inscrição. Também foram encontrados relatos da utilização de micro projeções, que quando combinadas, possibilitavam estimar a quantidade de inscrições para os períodos de análise desejados. Entretanto, nos dois modelos, as previsões consideravam que as variáveis observadas não mudavam ou tinham crescimento/decrescimento constantes ao longo do tempo, ou seja, eram sistemas determinísticos.

Somente um relato de sistema estocástico foi encontrado. Neste modelo, considera-se que as tendências de variação demográfica podem mudar ao longo do período de análise, consequentemente as inscrições em escolas também sofreriam alterações.

Contudo, pouco foi encontrado no que diz respeito a métricas de desempenho. Na maioria das vezes (5) os estudos eram meramente propositivos, as projeções produzidas não foram comparadas ou submetidas a métricas de desempenho. O erro percentual médio absoluto (MAPE) foi utilizado como métrica de desempenho em 2 artigos, sendo que nestes utilizou-se juntamente o desvio médio absoluto (MAD) e o erro quadrático médio (MSE). Somente em um dos artigos utilizou-se o erro padrão (SE).

Os contextos de utilização dos modelos consideraram na maioria dos casos (4) distritos ou regiões (3). Somente um dos estudos apresentou contexto municipal. Percebe-se que na maior parte dos estudos, as projeções estavam considerando contextos ligeiramente menores (distritos) ou maiores (regiões) do que somente as municipalidades.

As técnicas utilizadas quase que na maioria são orientadas a sistemas determinísticos, não considerando variações em tendência e sazonalidade. Sob a ótica demográfica, não ocorrem mudanças significativas em curto prazo (até 5 anos), o que justificaria a utilização de técnicas deste tipo. Entretanto, no contexto de escolas municipais, sabe-se que existe variação acentuada especialmente na migração dos alunos. Fatores voláteis como estes podem impactar negativamente a performance de projeções determinísticas.

Comparando a quantidade de estudos relacionados com a quantidade de estudos alinhados à temática deste trabalho, e analisando a qualidade dos mesmos, percebe-se que o tema



foi pouco explorado academicamente. Nota-se que existe uma carência de métodos mais complexos, e capazes de explicar de forma mais acurada a dinâmica de sistemas como o da previsão de inscrições em escolas.

## 2.3 REDES NEURAIS

Um dos maiores desafios na modelagem de problemas reais é a falta de entendimento sobre os mecanismos que os regem, especialmente devido às interações complexas e não lineares que permeiam os diversos aspectos do problema. Até mesmo os modelos de dinâmica populacional mais simples apresentam comportamento caótico e oscilatório, dificultando a sua utilização para efetuar previsões precisas. A natureza de tais problemas requer sistemas capazes de modelar de forma confiável através de observações, mesmo sob condições caóticas e aleatórias. Redes neurais são sistemas flexíveis, de aprendizado adaptativo que acompanham os padrões observáveis nos dados e estabelecem relações não lineares que são capazes de prover previsões confiáveis (SAMARASINGHE, 2016).

Segundo Haykin (1999), uma rede neural é um processador paralelo massivamente distribuído que é naturalmente propenso a armazenar conhecimento experimental e o disponibilizar para uso posterior. Assemelha-se ao cérebro quanto a forma com que a rede adquire conhecimento, processos de aprendizagem, e à forma como este conhecimento é retido, interconexões entre neurônios ou pesos sinápticos.

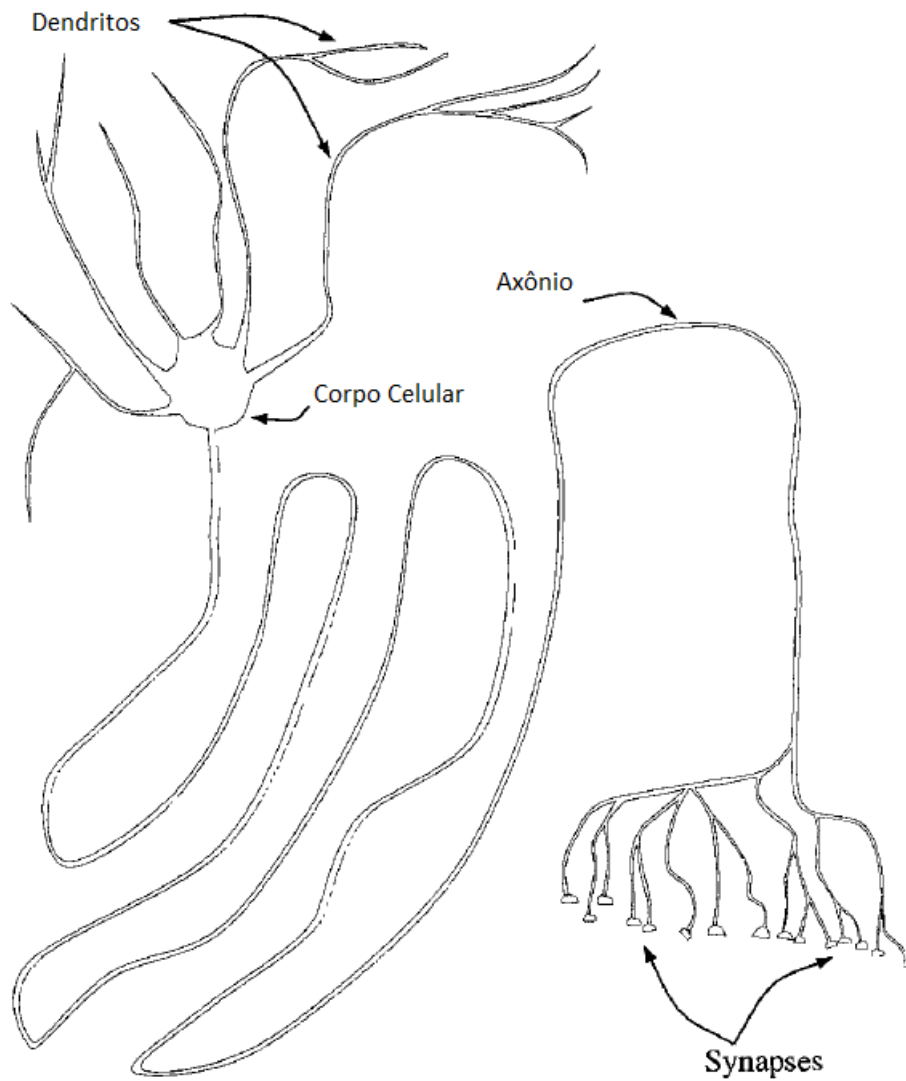
### 2.3.1 Neurônio Biológico

O neurônio é a unidade elementar do sistema nervoso, estima-se que existam cerca de  $10^{11}$  neurônios em um adulto. Cada neurônio possui centenas de milhares de conexões com outros neurônios (ANDERSON, 1995). A Figura 4 mostra um modelo simplificado de um neurônio. Em uma das extremidades, encontram-se os dendritos, são responsáveis por captar estímulos vindos de outros neurônios. Na sequência, está o corpo celular, responsável pelo processamento dos estímulos nervosos. O axônio funciona como uma linha de transmissão que sai do corpo celular e pode apresentar alguns metros de comprimento. Quando os axônios chegam até seu destino final, ramificam-se novamente, formando estruturas chamadas sinapses. As sinapses por sua vez conectam-se com dendritos de outros neurônios ou outros órgãos ou estruturas do corpo humano (HAYKIN, 1999).

### 2.3.2 Neurônio Artificial

Analogamente, os neurônios artificiais são modelos que representam simplificada-mente o papel de neurônios biológicos em sistemas nervosos. A origem de tal analogia está na constatação da propagação de impulsos elétricos através das membranas celulares, que viajam

Figura 4 – Neurônio biológico.



Fonte: adaptado de (ANDERSON, 1995).

através da cadeia de neurônios do sistema nervoso (ANDERSON, 1995). O modelo do neurônio artificial, mostrado na Figura 5, é composto por 6 elementos: Sinapses de entrada, pesos sinápticos, agregador ou combinador linear, limiar de ativação, potencial de ativação e função de ativação (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016). Assim, pode-se expressar matematicamente como:

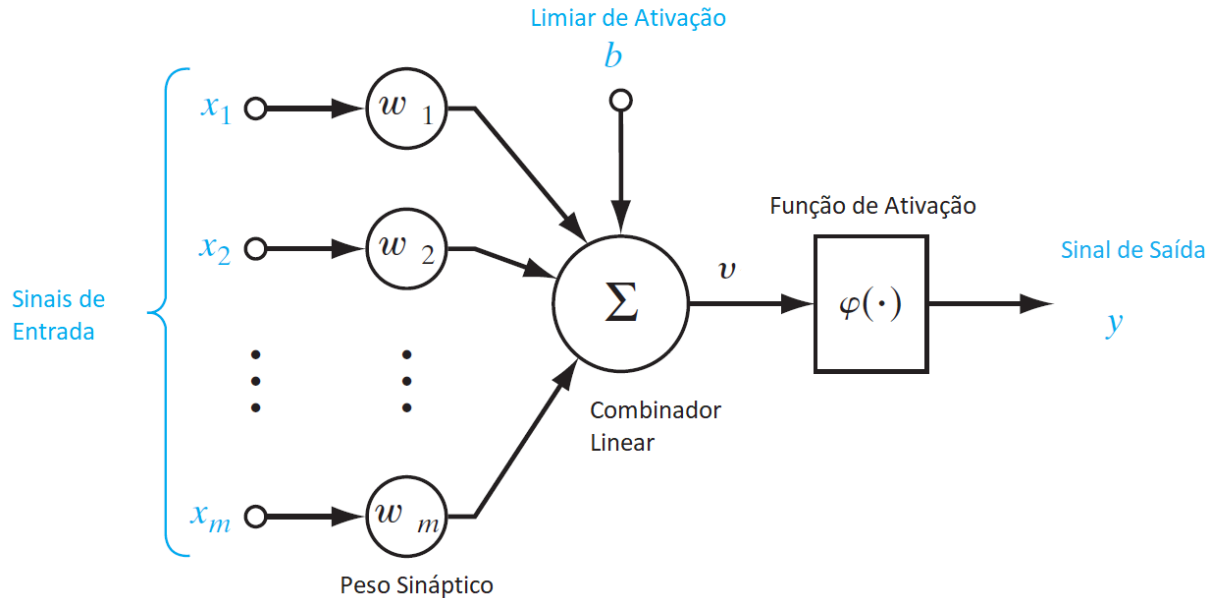
$$v = \sum_{j=1}^m w_j x_j - b \quad (2.1)$$

$$y = \varphi(v) \quad (2.2)$$

onde:  $x_j$  representa as sinapse de entrada, oriundas de outros neurônios ou de elementos externos,  $w_j$  representa os pesos sinápticos, que ponderam as entradas,  $b$  é o limiar de ativação,  $v$  é

o potencial de ativação,  $\varphi$  é a função de ativação e  $y$  é o sinal de saída.

Figura 5 – Modelo de neurônio artificial.



Fonte: adaptado de (HAYKIN, 2009).

As funções de ativação precisam ser diferenciáveis, parcialmente ou totalmente. Entre as funções mais utilizadas, destacam-se as funções degrau, parcialmente diferenciáveis, e as funções sigmóides, totalmente diferenciáveis (HAYKIN, 2009).

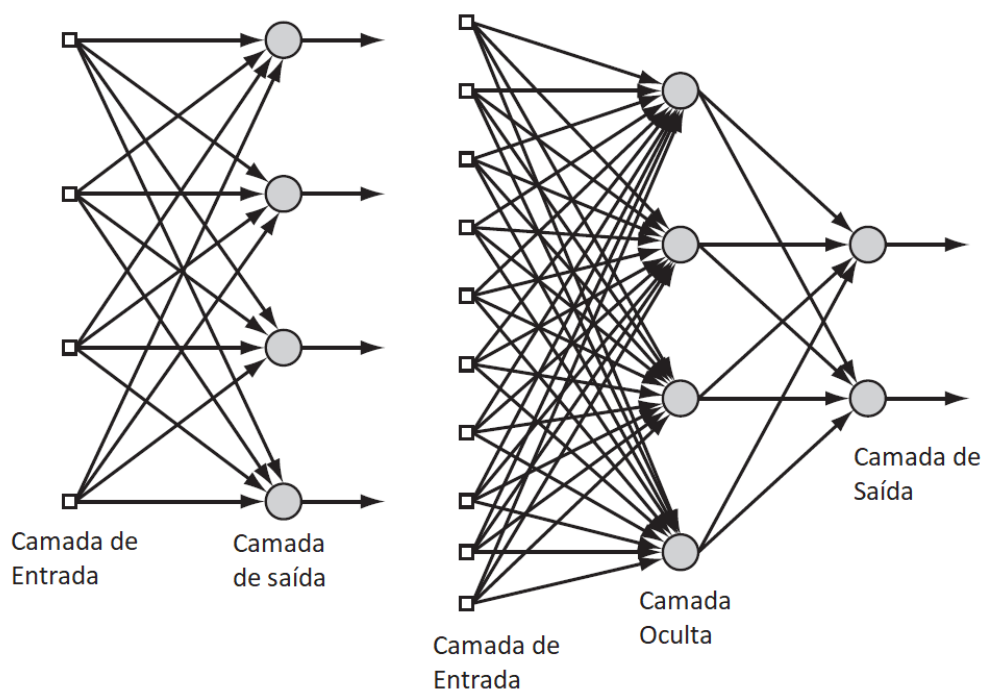
### 2.3.3 Arquiteturas de Redes Neurais

A associação de neurônios pode resultar em diferentes topologias de redes neurais. Entretanto, pode-se identificar três classes de arquitetura de redes neurais (HAYKIN, 2009): *feed-forward* de camada simples, *feed-forward* de camada múltipla e recorrentes.

As arquiteturas *feed-forward* de camada simples e camada múltipla, mostradas na Figura 6, recebem esta nomenclatura devido ao sentido que o fluxo de informação percorre, da entrada para saída. No caso da camada simples, a camada de saída projeta diretamente a camada de entrada, sem computações. No caso da camada múltipla, existem camadas extras entre a entrada e a saída, denominadas camadas ocultas, que recebem como entrada o resultado das computações da camada imediatamente anterior (HAYKIN, 2009).

As redes neurais recorrentes, mostrada na Figura 7, diferenciam-se das *feed-forward* no sentido do fluxo de informação. Nas recorrentes, existem ciclos em que a computação produzida por um neurônio é usada como retroalimentação para os demais neurônios.

Figura 6 – Arquiteturas de redes neurais *feed-forward*, camada simples (esquerda) e camada múltipla (direita).



Fonte: adaptado de (HAYKIN, 2009).

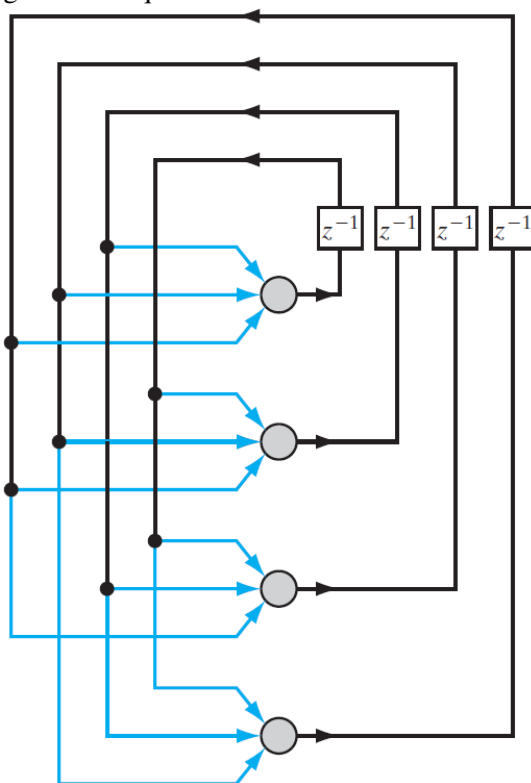
### 2.3.4 Aprendizagem

Segundo Fischler (1987), conhecimento pode ser definido como informação armazenada que é utilizada para interpretar, prever e/ou responder de forma adequada ao mundo externo. Os objetivos da representação do conhecimento são dois, determinar qual informação é de fato revelada e como codificá-la para posterior utilização. Um dos principais encargos das redes neurais está na utilização do conhecimento e de suas representações para modelar o ambiente em que está inserida, de forma consistente e capaz de alcançar os objetivos específicos da aplicação de interesse (HAYKIN, 2009).

Semelhantes ao aprendizado humano, redes neurais também aprendem com o ambiente em que estão inseridas, e os modais de aprendizado podem ser categorizados em supervisionados e não supervisionados. Os não supervisionados ainda podem ser subdivididos em aprendizado com reforço e aprendizado auto-organizado, sendo que em ambos os pesos sinápticos são auto ajustados pela rede através das relações observadas entre camada de entrada, camadas de ocultas e camada de saída (HAYKIN, 1999).

No aprendizado supervisionado, conceitualmente existe a figura de um professor ou tutor que detém o conhecimento do qual a rede neural necessita apropriar-se (HAYKIN, 2009). A Figura 8 mostra um diagrama de blocos de um sistema de aprendizado, em que o treinamento é supervisionado. Neste sistema, o vetor de características do ambiente é utilizado como en-

Figura 7 – Arquitetura de redes neurais recorrente.



Fonte: adaptado de (HAYKIN, 2009).

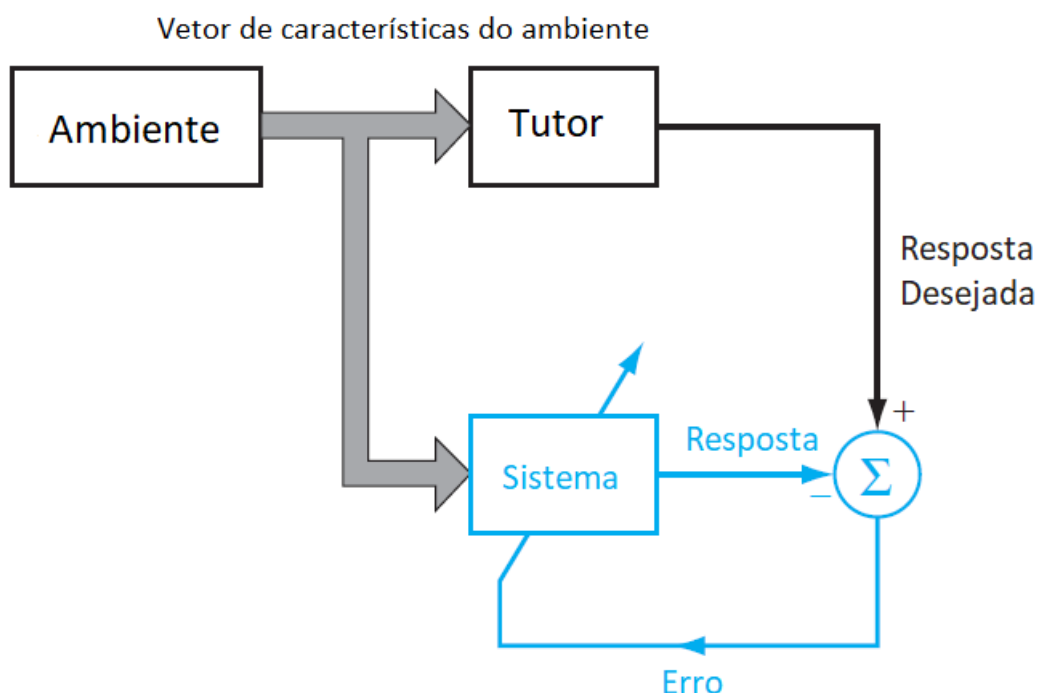
trada da rede neural, e os pesos são ajustado pela influência combinada das entradas e o erro, proveniente da distância entre a resposta produzida pelo sistema e a resposta desejada. Este processo acontece de forma iterativa, passo a passo, até que a rede neural seja capaz de emular o comportamento do tutor. Neste ponto, quando o comportamento da rede neural atinge a condição desejada, dispensa-se o tutor, visto que o conhecimento sobre o ambiente permanece armazenado na rede neural na forma de pesos sinápticos, que ponderam as interações entre as camadas (HAYKIN, 2009).

Em linhas gerais, o aprendizado supervisionado depende da disponibilidade de amostras de treinamento rotuladas com exemplos, estes devem relacionar entradas ou estímulos conhecidos com suas respectivas respostas. Sistemas auto-organizados dependem de exemplos não rotulados, e sistemas de aprendizado com reforço operam através de interações contínuas entre os estímulos atuais e as respostas previamente por ele produzidas (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016).

### 2.3.5 *Perceptron* de multicamadas

O *Perceptron* é uma estrutura de rede neural proposta por Rosenblatt (1958) que é baseada no modelo de neurônio artificial mostrado na Figura 5, constituído por entradas, com-

Figura 8 – Diagrama em blocos de um sistema de aprendizado supervisionado.



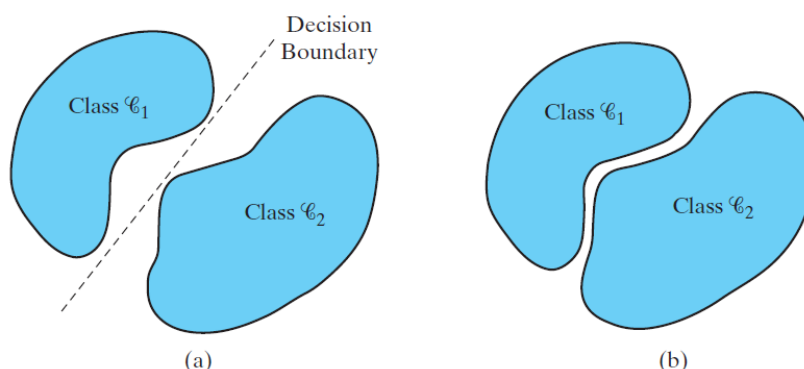
Fonte: adaptado de (HAYKIN, 2009).

binador linear, limiar de ativação e função de ativação. Nesta estrutura, a resposta do neurônio é  $+1$  quando o produto entre a combinação linear e a função de ativação é positivo e  $-1$  caso contrário. Esta estrutura é a forma mais simples de rede neural com aprendizado supervisionado, e é limitada a problemas de classificação, onde existem somente duas classes. Para que função funcione adequadamente, é necessário que as classes sejam linearmente separáveis, isto é, estejam em posições opostas no hiperplano, como é mostrado na Figura 9 (HAYKIN, 2009).

O *Perceptron* de múltiplas camadas supera as limitações da versão com camada única, e apresenta três características básicas: o modelo de cada neurônio da rede possui função de ativação não linear e diferenciável; existem uma ou mais camadas ocultas a ambas camadas de entrada e saída; existindo um elevado grau de conectividade ao longo de toda a rede (HAYKIN, 1999).

Um método popular para promover o aprendizado ou treinamento da rede de forma supervisionada é o *back-propagation*. Este algoritmo possui duas fases, *forward* e *backward*. Na primeira fase, excita-se a camada de entrada e propaga-se a resposta como entrada da camada seguinte, percorrendo toda as camadas até que um resultado seja produzido. Na fase *backward*, a resposta produzida pela rede é subtraída da resposta desejada, o sinal de erro resultante é propagado no sentido contrário (da saída para a entrada), fazendo com que a resposta da rede aproxime-se do resultado esperado (HAYKIN, 2009).

Figura 9 – Teorema de convergência do *Perceptron*, (a) classes linearmente separáveis, (b) classes linearmente não separáveis.



Fonte: (HAYKIN, 2009).

### 2.3.6 Vantagens e Desvantagens da Rede Neural

Redes neurais têm sido usadas para resolver uma vasta gama de problemas, especialmente na previsão de demandas (GONZÁLEZ-MEJÍA; EASON; CABEZAS, 2016; NUNES et al., 2019; PEREZ; MENARES; RAMÍREZ, 2020; SABA; ELSHEIKH, 2020). Entretanto, sua utilização está associada a alguns problemas, como a dificuldade em equacionar o comportamento e as relações entre as camadas (Browne et al., 2003), a incerteza quanto ao tamanho e arquitetura mais adequada para o problema a ser resolvido (Filho; de Carvalho, 1998), e a quantidade de dados necessários para treinar a rede (TORTUM et al., 2007), para citar alguns.

Contudo, existem vantagens na utilização das mesmas. São capazes de operar com informações incompletas ou ruidosas, podem operar de forma paralela, possuem capacidade de generalização a partir de padrões de treinamento previamente fornecidos, são tolerantes a falhas, e adaptáveis (HAYKIN, 2009; SAMARASINGHE, 2016; ABIODUN et al., 2019).

## 2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Considerando a temática do presente trabalho e as técnicas de predição relacionadas a este contexto, observa-se a ocorrência de técnicas predominantemente determinísticas, e que estas não consideram variações em tendência e sazonalidade. Sob a ótica demográfica, não ocorrem mudanças significativas em curto prazo (até 5 anos), o que justificaria a utilização de técnicas desta natureza. Entretanto, no contexto de escolas municipais, sabe-se que existem variações acentuadas especialmente na migração dos alunos. Fatores voláteis como estes podem impactar negativamente a performance de projeções determinísticas. Comparando a quantidade e qualidade dos estudos relacionados, percebe-se que o tema foi pouco explorado, e que desta forma, não existem métodos consolidados para esta finalidade.

Diante das incertezas quanto à tendência, sazonalidade e acerca da interação entre as

variáveis que permeiam a previsão de inscrições na educação infantil nos municípios, especula-se que a utilização de redes neurais pode contribuir positivamente para esta finalidade, devido à flexibilidade e robustez frente a cenários complexos e oscilatórios como o que se apresenta.

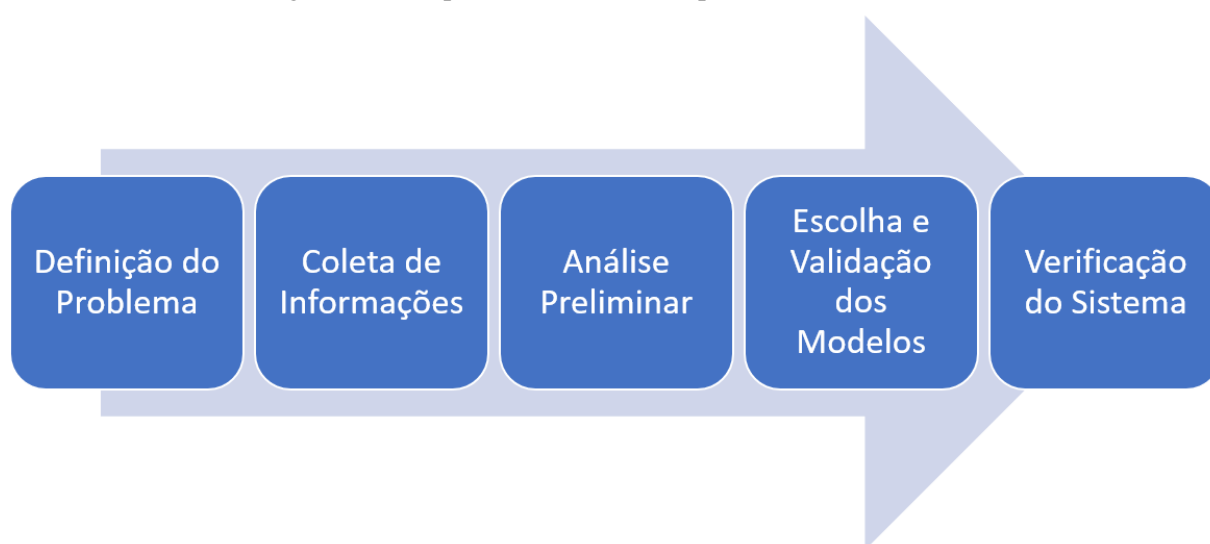


### 3 PROPOSTA DE TRABALHO

Considerando-se o contexto e objetivos apresentados até então, amparado no estado da arte e na fundamentação teórica, define-se aqui a proposta de implementação do trabalho. Este capítulo descreve os passos seguidos para a implementação do sistema proposto.

Sistemas são capazes de descrever comportamentos futuros de forma quantitativa desde que informações sobre o passado estejam disponíveis, que essas informações possam ser medidas e/ou quantificadas numericamente, e que estas observações tenham a premissa de repetirem-se, ainda que parcialmente, no futuro (MAKRIDAKIS, 1998). A concepção de um sistema de previsão pode ser descrita em 5 etapas, como mostra a Figura 10.

Figura 10 – Etapas de um sistema de previsão de demandas.



Fonte: o Autor (2021).

A definição do problema envolve obter entendimento sobre como a previsão será utilizada, bem como as expectativas de quem a utilizará. Nessa etapa, devem ser abordadas questões referentes à periodicidade (semanal, mensal, semestral, etc) e o horizonte de previsão (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008). Uma vez que o aumento da acurácia é proporcional ao aumento do custo total da previsão, e inversamente proporcional às perdas pela incerteza no processo de tomada de decisão, forma-se um *trade-off*, em que busca-se a faixa de operação que permita a melhor previsão com o menor custo (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

Tipicamente, existem dois tipos de informação disponíveis, a estatística e a subjetiva. A primeira costuma ser representada de forma numérica, e a segunda é resultado do julgamento e/ou perícia de especialistas e costuma ser empregada na avaliação da qualidade dos dados a serem utilizados pelo sistema de previsão (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001). Os dados obtidos nessa etapa são acumulados e formam um histórico de informações, de modo que eventuais descontinuidades ou não conformidades nas variáveis coletadas sejam tratadas, a fim de garantir

a confiabilidade da informação (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008).

De posse das informações, faz-se necessária a inspeção das séries temporais com a finalidade de identificar padrões, tendências e/ou sazonalidades. A estatística descritiva, gráficos de dispersão e correlação são ferramentas comumente empregadas nesta tarefa (MAKRIDAKIS, 1998). O objetivo desta etapa está em determinar a força dos padrões encontrados, como movimentos crescentes ou decrescentes nas variáveis observadas, se existem repetições destes eventos ao longo do tempo, e identificar amostras atípicas passíveis de explicação por parte dos especialistas. Esse tipo de análise fornece informações que auxiliam o analista na modelagem matemática do sistema (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

A escolha do modelo consiste em escolher modelos matemáticos e ajustá-los aos dados coletados, onde ajustar significa estimar os parâmetros desconhecidos do modelo em função dos dados disponíveis (MAKRIDAKIS, 1998). Uma prática comum na validação de modelos está na segmentação do conjunto de dados, um para ajustar ou treinar o modelo, e outro para efetivamente estimar novos valores. A validação verifica a performance do modelo quando submetido a novas amostras, verificando não somente o ajuste do mesmo à série histórica, mas também aferindo a magnitude dos erros de predição (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008).

Após os parâmetros do modelo serem estimados, a previsão de comportamentos futuros produzida pelo sistema pode ser efetivamente testada. É da natureza dos sistemas de previsão que as condições mudem com o passar do tempo, um modelo bem ajustado no passado pode passar a desempenhar de forma não aceitável. Dessa forma, a atividade de verificação e manutenção do modelo deve ser continuamente executada (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008).

### 3.1 CENÁRIO ATUAL

O município de Camboriú localiza-se no estado de Santa Catarina, faz divisa com os municípios Balneário Camboriú, Itajaí, Brusque, Canelinha, Tijucas e Itapema, localiza-se a 90km de Florianópolis e possui população estimada em 82989 pessoas com densidade demográfica de 293,68 habitantes por  $km^2$  segundo (IBGE, 2020). Segundo TEIXEIRA (2020), o município apresentou, em 2020, na esfera municipal 12735 alunos, sendo 4405 da educação infantil, destes, 2106 são da creche e 2299 da pré-escola. Percebe-se que cerca de 35% das matrículas do município pertencem à educação infantil.

Atualmente, a demanda pela educação infantil municipal é maior que a oferta, de forma que a demanda represada é organizada em filas de espera, conforme proposto na Lei municipal 2536/2013 (CAMBORIÚ, 2013) e regulamentado no decreto 1845/2014 (CAMBORIÚ, 2014).

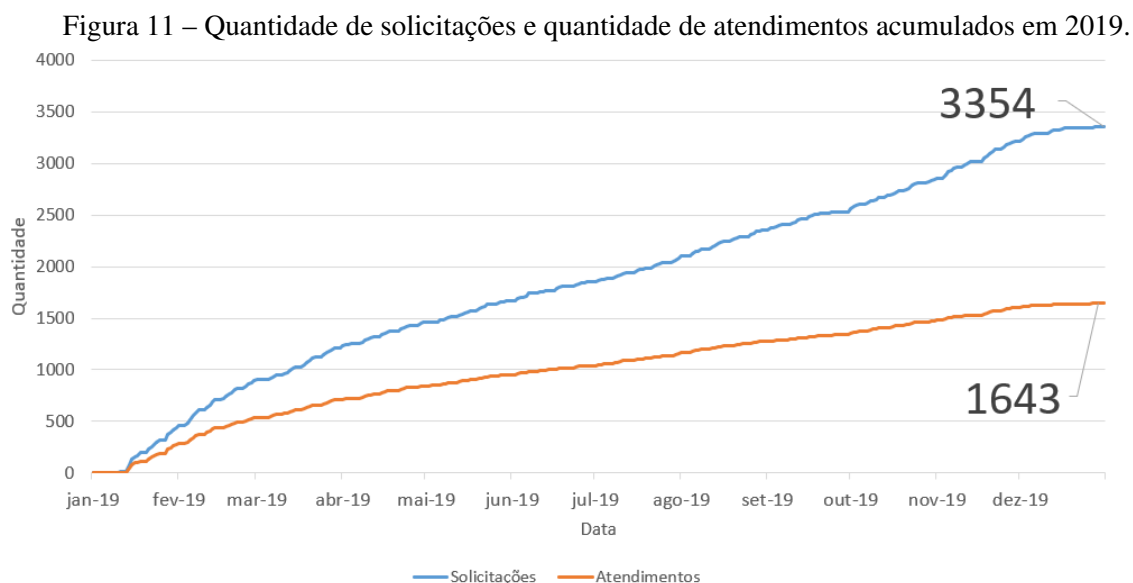
Os responsáveis pelas crianças manifestam o desejo de obter uma vaga na educação infantil do município através de um cadastro junto ao sistema de gestão do município. Este cadastro é feito presencialmente na secretaria municipal ou de forma remota através de um link no site da prefeitura ou através de um aplicativo para celular. Neste cadastro, constam a

identificação da criança, idade, filiação, local de residência, bem como dados socioeconômicos da família da pleiteante à vaga. Os responsáveis pela criança ainda informam dados de contato e quais os estabelecimentos de ensino de sua preferência. Estes dados são agrupados e formam um banco de dados em que cada inscrição recebe um número de protocolo, e este fica vinculado a uma etapa do ensino infantil que é determinada pela idade da criança, 0-3 anos creche, 4-5 anos pré-escola.

Os protocolos são enfileirados, para cada série, por ordem de solicitação, de forma que, crianças com representantes legais em comum ou portadoras de deficiência ou encaminhadas pelo poder público possuem prioridade sob as demais.

Semanalmente os protocolos são classificados, de acordo com a capacidade de atendimento dos estabelecimentos de ensino, e divulga-se a lista dos contemplados. Os responsáveis legais têm até 3 dias úteis para efetuar a matrícula, e/ou declinar a mesma caso o estabelecimento ofertado não seja de sua escolha.

Em 2019, o município teve 3354 inscrições para a fila de espera, destas, somente 1643 foram atendidas, conforme é mostrado na Figura 11. Considerando os 4405 alunos declarados no censo escolar do mesmo ano, observa-se que: a) o município não consegue atender a toda a demanda; b) potencialmente o número de alunos seria quase o dobro, se todas as inscrições fossem atendidas.



Fonte: o Autor (2021).

### 3.2 COLETA DE INFORMAÇÕES

A partir dos registros para a fila de espera do sistema municipal de gestão da educação, agregou-se diariamente a quantidade de inscrições e formulou-se a série temporal de inscritos da fila de espera, mostrada na Figura 12A. Os dados compreendem as inscrições realizadas

Tabela 2 – Estatísticas da série histórica

| <b>Ano</b>  | <b>Inscritos</b> | <b>Média</b> | <b>Máximo</b> | <b>Desvio Padrão</b> |
|-------------|------------------|--------------|---------------|----------------------|
| 2012        | 179              | 0,49         | 18            | 1,78                 |
| 2013        | 1011             | 2,77         | 22            | 3,73                 |
| 2014        | 1930             | 5,29         | 28            | 5,25                 |
| 2015        | 2631             | 7,21         | 33            | 6,95                 |
| 2016        | 2931             | 8,01         | 38            | 7,55                 |
| 2017        | 3057             | 8,38         | 49            | 8,93                 |
| 2018        | 3198             | 8,76         | 40            | 8,42                 |
| 2019        | 3354             | 9,19         | 65            | 9,88                 |
| Total Geral | 18291            | 6,26         | 65            | 7,65                 |

Fonte: o Autor (2021).

entre 01/01/2012 e 01/01/2020, em que a quantidade média foi 6,26 solicitações por dia, com desvio padrão de 7,65 e o pico de solicitações foi 65, totalizando 2922 amostras e 18291 solicitações. A Tabela 2 mostra o detalhamento das estatísticas computadas anualmente. Nota-se que o número de total de inscritos é crescente, tanto o número total de inscritos quanto a média de inscrições por dia aumentam com o passar dos anos, entretanto o desvio padrão também aumenta. A exceção é 2018, considerando 2017, a quantidade total e a média de inscrições por dia aumentam, porém, pico de solicitações e desvio padrão diminuem.

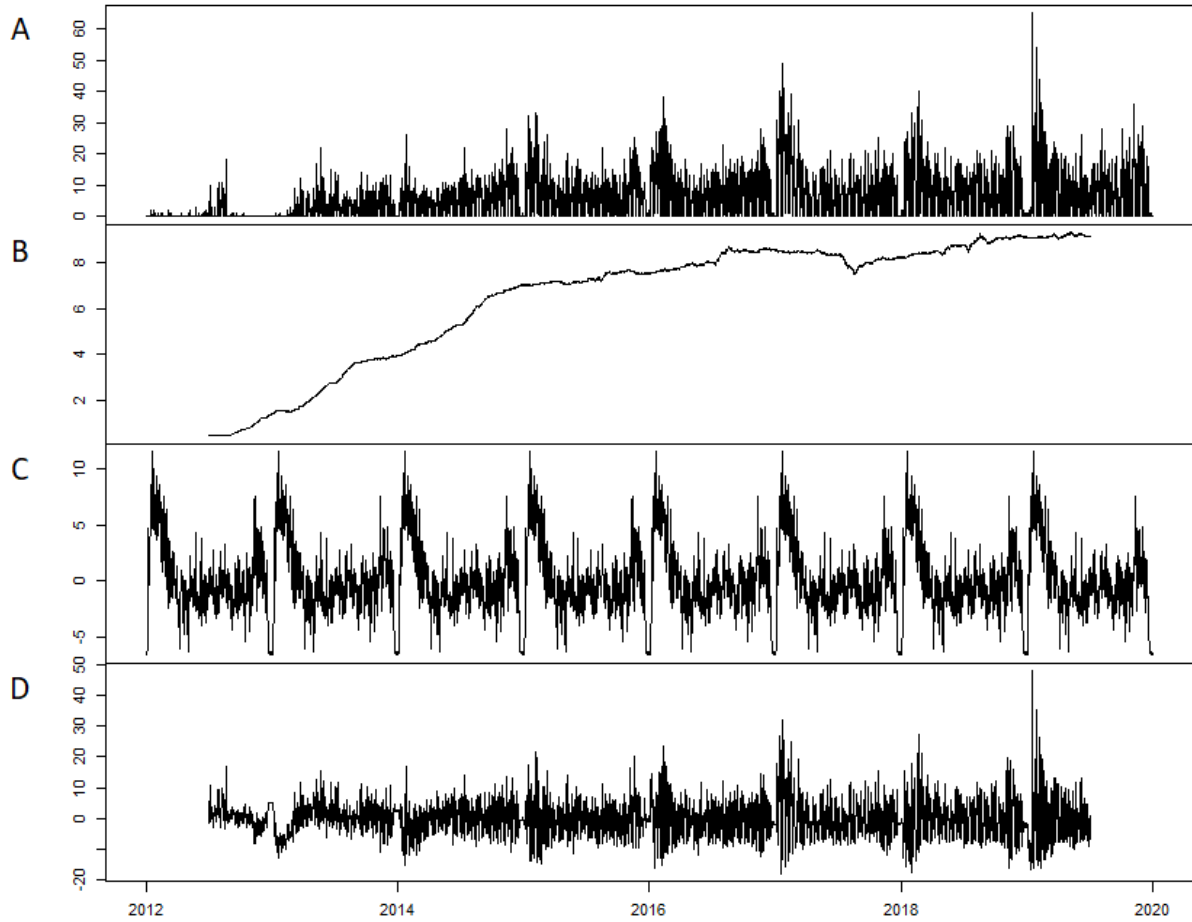
Como evidenciado anteriormente, percebe-se que a quantidade de inscrições apresenta comportamento sazonal com tendência crescente, o que pode ser observado graficamente através da decomposição da série temporal mostrada na Figura 12.

### 3.3 CONFIGURAÇÃO DA REDE E DEFINIÇÃO DO MODELO

A estrutura de rede neural escolhida para o presente trabalho é a perceptron de múltiplas camadas. Para tal, faz-se necessário definir os parâmetros: (a) número de entradas; (b) número de camadas ocultas e número de neurônios em cada camada; (c) número de saídas.

Entretanto, a seleção destes parâmetros não possui metodologia consolidada e varia de acordo com o problema a ser resolvido. Embora existam métodos que sistematizem a determinação destes parâmetros, (COTTRELL et al., 1995; WANG et al., 1994; ROY; KIM; MUKHOPADHYAY, 1993; MURATA; YOSHIZAWA; AMARI, 1994), para citar alguns, estes costumam ser complexos e de difícil implementação. Ainda, os métodos conhecidos são baseados em heurísticas ou em simulações derivadas de experimentos limitados (ZHANG; PATUWO; HU, 1998). Dessa forma, os parâmetros da rede neural serão determinados durante a implementação deste trabalho.

Figura 12 – Decomposição da série temporal em: (A) Série de dados observada; (B) Tendência; (C) Componente sazonal; (D) Componente aleatória.



Fonte: o Autor (2021).

### 3.4 TREINAMENTO

Para o treinamento da rede, será utilizado o algoritmo *back-propagation*. As amostras da série temporal referentes aos anos 2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017 e 2018 serão utilizadas para treinar e estimar os parâmetros da rede neural.

### 3.5 VALIDAÇÃO

Para avaliação do desempenho do modelo proposto, será utilizado o erro percentual médio absoluto (EPMA), mostrado na Equação 3.1

$$EPMA = \left( \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|R_t - P_t|}{|R_t|} \right) \times 100 \quad (3.1)$$

onde  $n$  é a quantidade de amostras,  $R_t$  é o valor real e  $P_t$  é o valor previsto pela rede. Ressalta-se que a rede neural predirá a quantidade de inscrições para o ano de 2019, e que a mesma será comparada com a série real, do banco de dados municipal.

## 4 RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos pela utilização do método descrito anteriormente. A investigação e discussão dos resultados obtidos é apresentada, seguida pela avaliação dos impactos da adoção do método proposto pelo presente trabalho.

### 4.1 DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

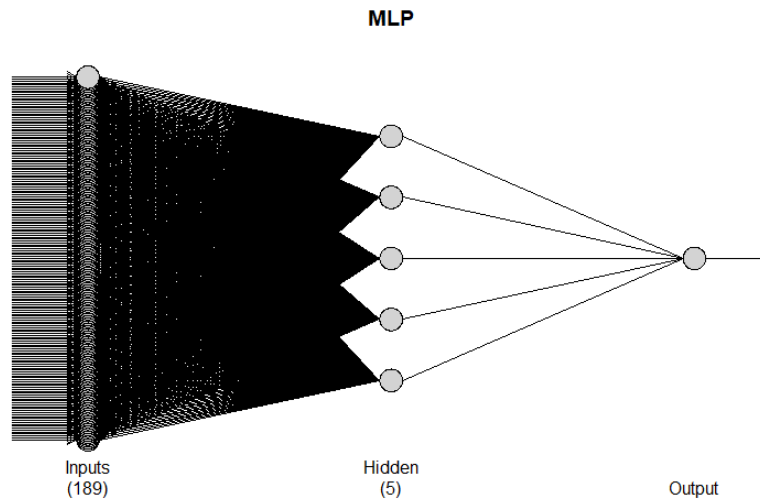
Considerando os anseios do Estado em ofertar educação básica obrigatória e estender o acesso à educação infantil, na modalidade creche, conforme definido na LDB, considerando também o histórico de intervenções do Ministério Público na gestão da educação municipal, e especialmente no deficit de vagas do município de Camboriú, percebe-se que ferramentas e/ou métodos capazes de inferir a demanda futura de vagas na educação infantil podem impactar positivamente a gestão dos recursos públicos.

Para tal, implementou-se uma rede neural utilizando a biblioteca nnfor do pacote computacional R (KOURENTZES, 2019). Inicialmente, a série temporal foi obtida do banco de dados do sistema de gestão da educação do município, o intervalo que compreende o período de 2012 à 2018 foi utilizado para estimar os parâmetros da rede, e o conjunto restante, 2019, foi utilizado para avaliar o seu desempenho.

A biblioteca escolhida ajusta a rede neural através do método proposto por (CRONE; KOURENTZES, 2010), que estima os parâmetros da mesma como pesos de filtros não paramétricos, de forma automática. Existem relatos da utilização desta biblioteca para estimar preço de commodities de energia Herrera et al. (2019), previsão de consumo de recursos hídricos Karamaziotis et al. (2020), previsão de demanda em sistemas de manufatura Kück e Freitag (2021), previsão de leitos de UTI no combate ao COVID-19 Goic et al. (2020), para citar alguns, o que a qualifica para ser utilizada no presente trabalho.

Após os parâmetros da rede terem sido estimados, obteve-se a rede neural mostrada na Figura13. Pode-se observar que a rede é composta por 189 entradas, 1 camada oculta contendo 5 neurônios, e uma saída. O modelo estimado utiliza a mediana como combinador linear, Sigmóide como função de ativação. O algoritmo de treinamento empregado foi o *resilient back-propagation with weight backtracking*(rprop+), e obteve como desempenho 1,929 de erro quadrático médio.

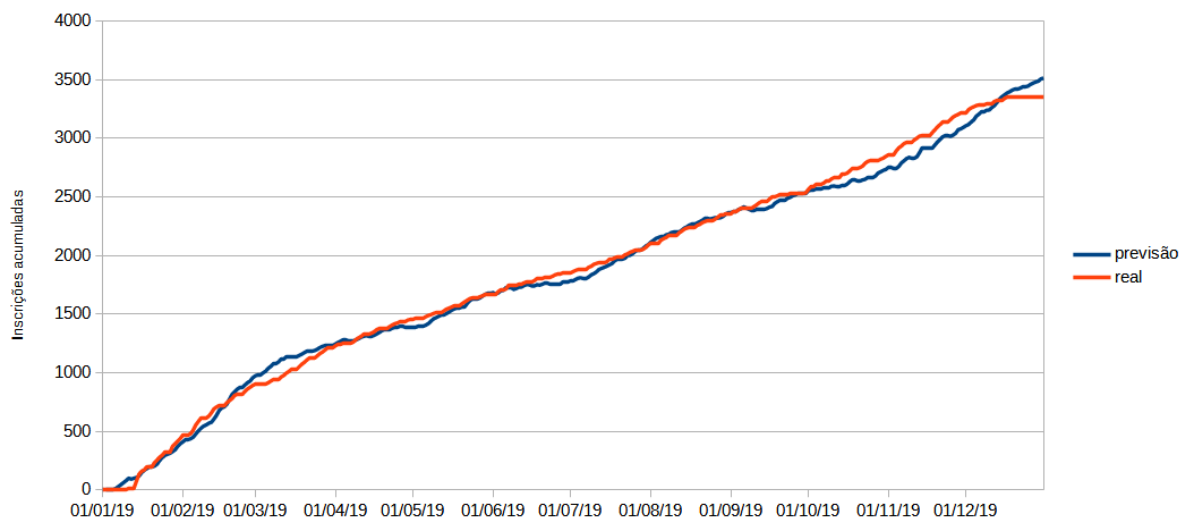
Figura 13 – Rede neural proposta.



Fonte: o Autor (2021).

A Figura 14 mostra graficamente o resultado da previsão do número de inscrições para o ano de 2019, onde a linha vermelha representa a quantidade real de inscrições, e a linha azul representa a previsão. Os resultados mostram que o modelo prevê 3513 solicitações totais, contra 3354 da série temporal real, resultando em EPMA de 1,44%.

Figura 14 – Previsão de inscrições para 2019.



Fonte: o Autor (2021).



## 4.2 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS E IMPLICAÇÕES GERENCIAIS

A constituição determina que o acesso ao ensino é obrigatório, gratuito e direito público, e que a não oferta do mesmo pelo Pode Público importa responsabilidade da autoridade competente. No que diz respeito ao acesso à educação, a situação de Camboriú é igual a de muitos outros municípios do Brasil, existe mais procura do que capacidade de atendimento. Com objetivo de assegurar este direito à população, instituiu-se a criação e o funcionamento de uma fila de espera para educação infantil.

No município a fila de espera funciona desde 2012, a Tabela 3 mostra a receita líquida anual e a relaciona com os gastos da educação infantil e o orçamento disponível para reformas e melhorias na capacidade de atendimento da escolas infantis. Comparando 2012 com 2019, pode-se perceber que a receita praticamente dobra, assim como as despesas com educação. Ainda, as despesas somente com a educação infantil, entretanto, praticamente triplicam. Contudo, observando o orçamento para reformas, percebe-se que o mesmo não segue a tendência dos demais indicadores. Em 2014, o orçamento pra reformas foi de R\$4.524.009,05 e em 2016 apenas R\$802.000,00.

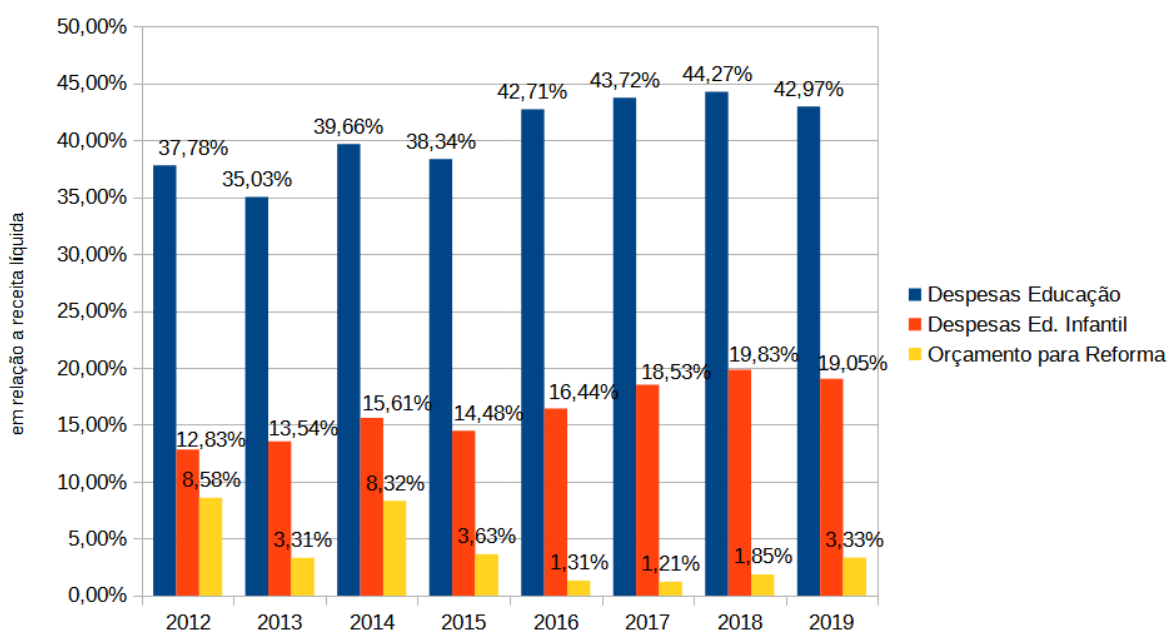
Tabela 3 – Despesas com educação infantil e orçamento para reformas

| Ano  | Receita Líquida    | Despesas Educação | Despesas Ed. Inf. | Orçamento Reforma |
|------|--------------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| 2012 | R\$ 103.368.863,25 | R\$ 39.056.123,82 | R\$ 13.262.419,52 | R\$ 3.352.730,61  |
| 2013 | R\$ 121.290.856,50 | R\$ 42.485.127,49 | R\$ 16.419.522,93 | R\$ 1.407.945,66  |
| 2014 | R\$ 137.047.995,70 | R\$ 54.353.044,77 | R\$ 21.390.067,47 | R\$ 4.524.009,05  |
| 2015 | R\$ 143.718.647,80 | R\$ 55.108.232,69 | R\$ 20.807.334,90 | R\$ 2.002.000,00  |
| 2016 | R\$ 143.240.726,17 | R\$ 61.180.108,72 | R\$ 23.550.402,24 | R\$ 802.000,00    |
| 2017 | R\$ 161.030.785,08 | R\$ 70.399.516,96 | R\$ 29.839.397,89 | R\$ 852.000,00    |
| 2018 | R\$ 183.431.541,73 | R\$ 81.198.153,79 | R\$ 36.368.645,17 | R\$ 1.501.000,00  |
| 2019 | R\$ 203.316.238,58 | R\$ 87.357.118,99 | R\$ 38.727.896,30 | R\$ 2.911.000,00  |

Fonte: Portal da transparência municipal (2021).

Se comparadas as despesas com a receita líquida municipal, mostrada na Figura 15, nota-se que existe uma tendência de crescimento no aumento das despesas com a educação, especialmente com a educação infantil. As despesas com a educação infantil apresentaram crescimento de 6,22% quando comparados 2012 com 2019. Entretanto, pode-se perceber um decréscimo de 5,25% no orçamento destinado a melhorias e ampliação da capacidade de atendimento da educação infantil.

Figura 15 – Despesas da educação para 2019.



Fonte: Portal da transparência municipal (2021).

O fato do orçamento para reformas não seguir o crescimento dos demais indicadores pode ser um sinal do desconhecimento acerca do comportamento das inscrições na educação infantil. A Tabela 4 mostra a diferença entre o orçamento e o valor efetivamente gasto, relacionando-o com a quantidade de vagas criadas na educação infantil. Percebe-se que o período observado previa investimentos da ordem de R\$17.000.000, e que somente R\$10.000.000 foram utilizados, 40% foi deixado para trás. Pode-se observar que apenas 1305 vagas foram criadas, considerando-se a diferença entre matrículas declaradas no censo do ano observado e o declarado no ano imediatamente anterior. Observa-se também que estas novas matrículas custaram, cada uma, R\$7962,35 ao município.

Tabela 4 – Detalhamento da diferença entre orçamento e valor gasto com reformas.

| Ano  | Orçamento         | Gasto             | Diferença        | Matrículas | Novas Vagas |
|------|-------------------|-------------------|------------------|------------|-------------|
| 2012 | R\$ 3.352.730,61  | R\$ 1.729.732,83  | R\$ 1.622.997,78 | 3100       |             |
| 2013 | R\$ 1.407.945,66  | R\$ 933.120,37    | R\$ 474.825,29   | 3031       | -69         |
| 2014 | R\$ 4.524.009,05  | R\$ 3.617.962,73  | R\$ 906.046,32   | 3145       | 114         |
| 2015 | R\$ 2.002.000,00  | R\$ 1.963.622,61  | R\$ 38.377,39    | 3151       | 6           |
| 2016 | R\$ 802.000,00    | R\$ 500.559,02    | R\$ 301.440,98   | 3728       | 577         |
| 2017 | R\$ 852.000,00    | R\$ 101.354,58    | R\$ 750.645,42   | 3786       | 58          |
| 2018 | R\$ 1.501.000,00  | R\$ 949.831,68    | R\$ 551.168,32   | 4001       | 215         |
| 2019 | R\$ 2.911.000,00  | R\$ 594.677,29    | R\$ 2.316.322,71 | 4405       | 404         |
|      | R\$ 17.352.685,32 | R\$ 10.390.861,11 | R\$ 6.961.824,21 |            | 1305        |

Fonte: Portal da transparência municipal (2021).

Dessa forma, percebe-se que o município vem tomando ações para aumentar a oferta de vagas na educação infantil nos últimos anos. Entretanto, os esforços para aumentar a capacidade de atendimento não aumentaram na mesma magnitude que a receita e as despesas com a educação infantil. Sabe-se que, assim como reportado por Oliveira, Silva e Marchetti (2018), Ranieri e Alves (2018), a gestão da educação municipal sofre com influências externas como liminares do Ministério Público determinando que escolas sejam criadas e a fila de espera seja totalmente atendida em até 120 dias (RAMOS, 2018), ou processos obrigando o município a alterar o estabelecimento de ensino que foi ofertado para um mais próximo a residência dos responsáveis pela criança (Jornal Página 3, 2014).

Mesmo que o modelo de rede neural proposto tenha produzido resultados próximos aos números reais, efeitos externos como os reportados não podem ser previstos pelas séries temporais disponíveis atualmente. Ainda assim, acredita-se que o conhecimento acerca do futuro proporcionado pelo modelo apresentado pode ter impacto positivo na gestão, especialmente na redução da diferença entre o orçamento disponível e o valor efetivamente empregado em melhorias, ou ainda como ferramenta de apoio ao planejamento do orçamento futuro por parte dos gestores.

## 5 CONCLUSÃO

Com objetivo de auxiliar a proposição de estratégias para suprir a demanda da educação infantil, este trabalho apresentou um modelo de previsão de demanda baseado em redes neurais. Utilizando informações referentes à quantidade de inscrições para fila de espera disponíveis no sistema municipal de educação, estimou-se os parâmetros da rede neural utilizando os dados compreendidos no período de 2012 a 2018, e comparou-se o resultado da predição do sistema proposto para o ano de 2019 com as informações reais, do banco de dados municipal.

Para atender os objetivos específicos propostos no trabalho, buscou-se as informações disponíveis no município e mapeou-se a variável quantidade de inscrições, identificando também as relações e características da mesma. A decomposição da série temporal formada pela quantidade de inscrições demonstrou comportamento sazonal com tendência crescente.

De posse das variáveis de predição e conhecendo as relações e características da série temporal, implementou-se a rede neural utilizando a biblioteca *nnfor* disponível no pacote computacional R. A rede neural proposta contém 189 entradas, 1 camada oculta contendo 5 neurônios, e uma saída. O modelo preditivo foi capaz de inferir as inscrições para o ano de 2019 tendo erro percentual médio absoluto 1,44%.

Posteriormente, apresentou-se a discussão acerca dos impactos da utilização da predição no planejamento das ações do município para combater o déficit de vagas da educação infantil. As informações obtidas no portal da transparência municipal indicam redução na capacidade de reformas e melhorias na educação infantil. Também pode-se observar que as previsões orçamentárias para reformas foram na contramão do crescimento de matrículas, e sobretudo, inscrições para educação infantil. Especula-se que a utilização do modelo de predição proposto pelo presente trabalho poderia impactar positivamente na gestão dos recursos educacionais fornecendo um horizonte provável para a quantidade de inscrições da fila de espera, que por consequência poderia impactar no orçamento planejado para os próximos anos, guiando e otimizando a utilização dos recursos públicos.

Apesar da ausência de trabalhos relacionados à temática central deste trabalho, foi possível propor uma ferramenta que pode auxiliar a tarefa dos gestores públicos a ofertarem um serviço tão importante como a educação. O conhecimento acerca do comportamento futuro das inscrições da educação infantil, ainda que marginal, fornece ao gestor a possibilidade do planejamento orçamentário embasado em fatos, que são frutos de um mecanismo, fila de espera, proposto pelo próprio município. Ainda, a escolha da rede neural como modelo preditivo habilita ao município combinar outras fontes de dados, e assim, produzir estimativas ainda mais alinhadas com a realidade do município.

Contudo, o presente trabalho explorou somente a realidade de um município, utilizando apenas a quantidade de inscrições da fila de espera municipal, e utilizou somente uma arquitetura de rede neural. Especula-se que a utilização de outras variáveis que não somente a quantidade de inscrições, e a utilização de outras arquiteturas de rede neural que não a do tipo

*feed-forward* poderiam melhorar o desempenho apresentado.

Dessa forma, observadas as lacunas da implementação do presente trabalho, sugere-se a investigação de outros municípios que apresentem problemática semelhante do município de Camboriú, considerando indicadores socioeconômicos que demonstrem crescimento populacional e/ou mobilidade populacional. Ademais, a utilização de outras arquiteturas de rede neural podem ser investigadas, como as do tipo recorrente, onde observações mais recentes têm influência sobre as próximas inferências da série temporal.

## REFERÊNCIAS

- ABIODUN, O. I. et al. Comprehensive review of artificial neural network applications to pattern recognition. **IEEE Access**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 7, p. 158820–158846, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/access.2019.2945545>>.
- ALMEIDA, M. E. D. S.; FERREIRA, G. R. Métodos de acompanhamento e previsão da receita pública: um estudo de caso no município do Recife. **Revista Capital Científico-Eletrônica (RCC)-ISSN 2177-4153**, v. 16, n. 2, p. 22–38, 2018.
- ANDERSON, J. **An introduction to neural networks**. Cambridge, Mass: MIT Press, 1995. ISBN 9780262011440.
- ARMSTRONG, J. S. **Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners (International Series in Operations Research Management Science)**. [S.l.]: Springer, 2001. ISBN 0792379306.
- BALLOU, R. H. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos-: Logística Empresarial**. [S.l.]: Bookman Editora, 2009.
- BARBOSA, M. C. S. **Pesquisa Nacional Caracterização das práticas educativas com crianças de 0 a 6 anos de idade residentes em área rural - RELATÓRIO SíNTESE**. [S.l.], 2012.
- Browne, A. et al. Knowledge extraction from neural networks. In: **IECON'03. 29th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IEEE Cat. No.03CH37468)**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 2, p. 1909–1913 Vol.2.
- CAMBORIÚ. **Lei Nº 2536**. 2013. Disponível em: <<http://leismunicipa.is/cfgdw>>. Acesso em: 24.11.2019.
- CAMBORIÚ. **Decreto Nº 1845**. 2014. Disponível em: <<http://leismunicipa.is/qrdtj>>. Acesso em: 24.11.2019.
- CANELA. **Decreto Nº 7396**. 2016. Disponível em: <<http://canela.rs.gov.br/cidade/governo/educacao/lista-de-espera-educacao-infantil/>>. Acesso em: 24.11.2019.
- COTTRELL, M. et al. Neural modeling for time series: A statistical stepwise method for weight elimination. **IEEE Transactions on Neural Networks**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 6, n. 6, p. 1355–1364, 1995. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/72.471372>>.
- CRONE, S. F.; KOURENTZES, N. Feature selection for time series prediction – a combined filter and wrapper approach for neural networks. **Neurocomputing**, v. 73, n. 10, p. 1923 – 1936, 2010. ISSN 0925-2312. Subspace Learning / Selected papers from the European Symposium on Time Series Prediction. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231210000974>>.
- ESTEIO. **Decreto Nº 6410**. 2019. Disponível em: <<http://leismunicipa.is/rbnxt>>. Acesso em: 24.11.2019.

Filho, E. F. M.; de Carvalho, A. C. P. L. Target recognition using evolutionary neural networks. In: **Proceedings 5th Brazilian Symposium on Neural Networks (Cat. No.98EX209)**. [S.l.: s.n.], 1998. p. 226–231.

FISCHLER, M. **Intelligence : the eye, the brain, and the computer**. Reading, Mass: Addison-Wesley, 1987. ISBN 0201120011.

G1. **MEC lança lista de compromissos para a educação básica.**

2019. Disponível em: <<https://g1.globo.com/educacao/noticia/2019/07/11/mec-lanca-lista-de-compromissos-para-a-educacao-basica-veja-pontos.ghml>>. Acesso em: 24.11.2019.

G1. **Promotoria garante liminar que obriga a Prefeitura de Iguape a ofertar 450 vagas em creches.** 2019. Disponível em: <<https://g1.globo.com/sp/santos-regiao/noticia/2019/11/09/promotoria-garante-liminar-que-obriga-a-prefeitura-de-iguape-a-ofertar-450-vagas-em-creches.ghml>>. Acesso em: 24.11.2019.

GOIC, M. et al. COVID-19: Short-term forecast of ICU beds in times of crisis. **SSRN Electronic Journal**, Elsevier BV, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.2139/ssrn.3693447>>.

GONZÁLEZ-MEJÍA, A. M.; EASON, T. N.; CABEZAS, H. System learning approach to assess sustainability and forecast trends in regional dynamics: The san luis basin study, colorado, u.s.a. **Environmental Modelling Software**, v. 81, p. 1 – 11, 2016. ISSN 1364-8152. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364815216300640>>.

GOULD, E. An interactive flow model for projecting school enrolments. **International Review of Education**, Springer Science and Business Media LLC, v. 39, n. 4, p. 319–332, jul. 1993. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/bf01102411>>.

GRAÇAS, V. Maria das; CARLOS MONTENEGRO, J. A busca pela eficiência no serviço público, através da lei de acesso à informação e as relações com o aprimoramento da gestão da informação the search for efficiency in public service through access to information act and relations with improvement of information management. **Saber Humano: Revista Científica da Faculdade Antonio Meneghetti**, v. 6, n. 8, p. 121–135, 2016. ISSN 2446-6298. Disponível em: <<https://saberhumano.emnuvens.com.br/sh/article/view/137>>.

GRIP, R. S.; GRIP, M. L. Using multiple methods to provide prediction bands of k-12 enrollment projections. **Population Research and Policy Review**, Springer Science and Business Media LLC, v. 39, n. 1, p. 1–22, maio 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11113-019-09533-2>>.

HAYKIN, S. **Neural networks : a comprehensive foundation**. Delhi: Pearson Education, 1999. ISBN 9788178083001.

HAYKIN, S. **Neural networks and learning machines**. New York: Prentice Hall/Pearson, 2009. ISBN 978-0131471399.

HERRERA, G. P. et al. Long-term forecast of energy commodities price using machine learning. **Energy**, v. 179, p. 214 – 221, 2019. ISSN 0360-5442. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036054421930708X>>.

HOPP, J. W.; MARK, S. L. **Factory Physics**. [S.l.]: Waveland Press, 2009.

Hui, S. The analysis and forecast for common senior high school education of china based on grey theory. In: **2009 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services (GSIS 2009)**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 673–677.

IBGE. **Portal Cidades - Camboriú**. 2020. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/camboriu/panorama>>. Acesso em: 13.07.2020.

Jornal Página 3. **Justiça determina que Camboriú construa escolas e zere fila para creches**. 2014. Disponível em: <<https://pagina3.com.br/geral/2014/jul/7/6/justica-determina-que-camboriu-construa-escolas-e-zere-fila-para-creches>>. Acesso em: 19.01.2021.

KARAMAZIOTIS, P. I. et al. An empirical investigation of water consumption forecasting methods. **International Journal of Forecasting**, v. 36, n. 2, p. 588 – 606, 2020. ISSN 0169-2070. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207019302213>>.

KARWAN, K. R.; MARKLAND, R. E. Integrating service design principles and information technology to improve delivery and productivity in public sector operations: The case of the south carolina DMV. **Journal of Operations Management**, Wiley, v. 24, n. 4, p. 347–362, set. 2005.

KOURENTZES, N. **nnfor: Time Series Forecasting with Neural Networks**. [S.l.], 2019. R package version 0.9.6. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=nnfor>>.

KÜCK, M.; FREITAG, M. Forecasting of customer demands for production planning by local k-nearest neighbor models. **International Journal of Production Economics**, v. 231, p. 107837, 2021. ISSN 0925-5273. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092552732030205X>>.

LAJEADO. **Chamamento Público-Credenciamento Nº02-04/2018**. 2018. Disponível em: <[http://www.lajeado.rs.gov.br/?template=abreAnexos&arquivo=MTZfMDhfMThfZWRp5\\%2BNvXzA1ODAUcGRm&nomeArquivo=16/08/18\\\\_edi\\%E7\\%E3o\\\\_0580&categoriaDownload=1](http://www.lajeado.rs.gov.br/?template=abreAnexos&arquivo=MTZfMDhfMThfZWRp5\\%2BNvXzA1ODAUcGRm&nomeArquivo=16/08/18\\_edi\\%E7\\%E3o\\_0580&categoriaDownload=1)>. Acesso em: 24.11.2019.

LIEBEL, M. J. **Previsão de receitas tributárias: o caso do ICMS no estado do Paraná**. Dissertação (Mestrado), 2004.

LIMEIRA. **Lei Ordinária Nº 5206**. 2013. Disponível em: <<http://consulta.limeira.sp.leg.br/Normas/Exibir/155>>. Acesso em: 24.11.2019.

LUSTOSA, L. J.; MESQUITA, M. A. de; OLIVEIRA, R. J. **Planejamento e controle da produção**. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2008.

MAKRIDAKIS, S. **Forecasting : methods and applications**. New York: John Wiley & Sons, 1998. ISBN 978-0471532330.

MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. **Introduction to time series analysis and forecasting**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2008.

MURATA, N.; YOSHIZAWA, S.; AMARI, S. Network information criterion-determining the number of hidden units for an artificial neural network model. **IEEE Transactions on Neural Networks**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 5, n. 6, p. 865–872, 1994. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/72.329683>>.



NSC Total. **Lista de espera para educação infantil nas sete cidades polo de SC chega a 15 mil crianças**. 2018. Disponível em: <<https://www.nsctotal.com.br/noticias/lista-de-espera-para-educacao-infantil-nas-sete-cidades-polo-de-sc-chega-a-15-mil-criancas>>. Acesso em: 24.11.2019.

NUNES, M. et al. A comparison of multitask and single task learning with artificial neural networks for yield curve forecasting. **Expert Systems with Applications**, v. 119, p. 362 – 375, 2019. ISSN 0957-4174. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417418307322>>.

OLIVEIRA, R. R. A. Ministério público e a garantia do direito à educação em juiz de fora. **Simpósio Brasileiro de Política e Administração da Educação**, anpae, v. 25, 04 2011.

OLIVEIRA, V. E. d.; SILVA, M. P. d.; MARCHETTI, V. Judiciário e políticas públicas: O caso das vagas em creches na cidade de são paulo. **Educação e Sociedade**, scielo, v. 39, p. 652 – 670, 09 2018. ISSN 0101-7330. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0101-73302018000300652&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-73302018000300652&nrm=iso)>.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. A. S. Passos para implantaÃ§Ão de sistemas de previsÃo de demanda: tÃo estudo de caso. **Production**, scielo, v. 11, p. 43 – 64, 06 2001. ISSN 0103-6513. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0103-65132001000100004&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-65132001000100004&nrm=iso)>.

PEREZ, P.; MENARES, C.; RAMÍREZ, C. Pm2.5 forecasting in coyhaique, the most polluted city in the americas. **Urban Climate**, v. 32, p. 100608, 2020. ISSN 2212-0955. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212095519303207>>.

RAMOS, J. **TJ-SC - Remessa Necessária Cível: 03030053620188240113 Camboriú**. 2018. Disponível em: <<https://tj-sc.jusbrasil.com.br/jurisprudencia/693345327/remessa-necessaria-civel-3030053620188240113-camboriu-0303005-3620188240113/inteiro-teor-693345560>>. Acesso em: 19.01.2021.

RANIERI, N. B. S.; ALVES, A. L. A. **Direito à educação e direitos na educação**. [S.l.]: UNESCO, 2018.

RATTON, C. **Quase seis mil crianças estão sem creche na Baixada Santista**. 2019. Disponível em: <<https://www.diariodolitoral.com.br/cubatao/quase-seis-mil-criancas-estao-sem-creche-na-baixada-santista/128898/>>. Acesso em: 24.11.2019.

RIVES, N. W. Forecasting public school enrollment. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 11, n. 6, p. 313–318, jan 1977. ISSN 00380121. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0038012177900179>>.

RODRIGUES, P. I.; OLIVEIRA, P. A. Modelos de previsão de demanda dos poupatempos nas regiões administrativas do estado de são paulo. In: FATEC. **VI JORNACITEC - Jornada Científica e Tecnológica**. [S.l.], 2017.

ROSENBLATT, F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. **Psychological review**, American Psychological Association, v. 65, n. 6, p. 386, 1958.

ROY, A.; KIM, L. S.; MUKHOPADHYAY, S. A polynomial time algorithm for the construction and training of a class of multilayer perceptrons. **Neural Networks**, Elsevier BV, v. 6, n. 4, p. 535–545, jan. 1993. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/s0893-6080\(05\)80057-7](https://doi.org/10.1016/s0893-6080(05)80057-7)>.

SABA, A. I.; ELSHEIKH, A. H. Forecasting the prevalence of covid-19 outbreak in egypt using nonlinear autoregressive artificial neural networks. **Process Safety and Environmental Protection**, v. 141, p. 1 – 8, 2020. ISSN 0957-5820. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957582020310259>>.

SAMARASINGHE, S. **Neural Networks for Applied Sciences and Engineering**. Auerbach Publications, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1201/9780849333750>>.

SILVA, I. N. da; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais Para Engenharia e Ciências Aplicadas. Fundamentos Teóricos e Aspectos Práticos**. Brasil: Artliber, 2016. ISBN 978-8588098879.

SLACK, N.; JOHNSTON, R. **Operations management**. [S.l.]: Prentice Hall, 2007.

SPONHOLZ, S. **Atuação do Ministério Público e Divulgação da Lista de Espera de Vagas na Educação Infantil em Sítio Eletrônico Oficial: Experiência do Município de Toledo**. [S.l.], 2015.

TAMJIDTASH, E.; CHOBOGHLOO, M. A. M. Analysis of the state of elementary school student population of east azerbaijan during 2006-2016 and predictions of space and educational staff required in this field. **Mediterranean Journal of Social Sciences**, v. 5, n. 16, 2014. ISSN 2039-2117. Disponível em: <<https://www.mcser.org/journal/index.php/mjss/article/view/3305>>.

TANG, H.-W. V.; YIN, M.-S. Forecasting performance of grey prediction for education expenditure and school enrollment. **Economics of Education Review**, v. 31, n. 4, p. 452 – 462, 2012. ISSN 0272-7757. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S027277571100183X>>.

TAYLOR, R. G.; VASU, M. L.; CAUSBY, J. F. Integrated planning for school and community: The case of johnston county, north carolina. **INFORMS Journal on Applied Analytics**, v. 29, n. 1, p. 67–89, 1999. Disponível em: <<https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/inte.29.1.67>>.

TEIXEIRA, I. N. D. E. E. P. E. A. **Sinopse Estatística da Educação Básica 2019. Inep, 2020**. 2020. Disponível em: <<http://portal.inep.gov.br/web/guest/sinopses-estatisticas-da-educacao-basica>>. Acesso em: 13.07.2020.

TORTUM, A. et al. The investigation of model selection criteria in artificial neural networks by the taguchi method. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 386, n. 1, p. 446 – 468, 2007. ISSN 0378-4371. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437107008187>>.

TUBARÃO. **Decreto Nº 4435**. 2018. Disponível em: <<http://leismunicipa.is/cwbri>>. Acesso em: 24.11.2019.

WANG, Z. et al. A procedure for determining the topology of multilayer feedforward neural networks. **Neural Networks**, Elsevier BV, v. 7, n. 2, p. 291–300, jan. 1994. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/0893-6080\(94\)90023-x](https://doi.org/10.1016/0893-6080(94)90023-x)>.

ZHANG, G.; PATUWO, B. E.; HU, M. Y. Forecasting with artificial neural networks:. **International Journal of Forecasting**, Elsevier BV, v. 14, n. 1, p. 35–62, mar. 1998.  
Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/s0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/s0169-2070(97)00044-7)>.