



INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA BAIANO  
Bacharelado em Sistemas de Informação

# **UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS NA ANÁLISE E PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS METEOROLÓGICAS EM ITAPETINGA-BA**

Lucas Silva de Oliveira

Itapetinga - Bahia  
17 de janeiro de 2025

# UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS NA ANÁLISE E PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS METEOROLÓGICAS EM ITAPETINGA-BA

Lucas Silva de Oliveira

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado  
como requisito parcial para obtenção do título  
de Bacharel em Sistemas de Informação.

**Orientador(a):** Prof(a). Dr(a). Nome do(a)  
Orientador(a).

Itapetinga - Bahia  
17 de janeiro de 2025

# UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS NA ANÁLISE E PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS METEOROLÓGICAS EM ITAPETINGA-BA

Lucas Silva de Oliveira

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado  
como requisito parcial para obtenção do título  
de Bacharel em Sistemas de Informação.

*BANCA EXAMINADORA:*

---

Prof(a). Dr(a). Nome do(a) Orientador(a) (Orientador(a))  
IFBAIANO

---

Prof(a). Dr(a). Nome do(a) Avaliador(a)  
Instituição

---

Prof(a). Dr(a). Nome do(a) Avaliador(a)  
Instituição

*Dedico este trabalho a...*

# Agradecimentos

Agradeço a...

*"Coloca aqui a epígrafe."*  
— *Nome do autor da epígrafe*

# Resumo

Aqui fica o resumo em português.

**Palavras-chave:** redes neurais, séries temporais, meteorologia.

## Resumo

Aqui fica o resumo em inglês.

**Keywords:** neural networks, time series, meteorology.



# Sumário

	<b>Sumário</b>	<b>8</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>10</b>
<b>1.1</b>	<b>OBJETIVOS</b>	<b>10</b>
<b>1.2</b>	<b>JUSTIFICATIVA</b>	<b>10</b>
<b>1.3</b>	<b>ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS</b>	<b>11</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b>	<b>12</b>
<b>2.1</b>	<b>Séries Temporais</b>	<b>12</b>
2.1.1	Decomposição	12
2.1.2	Modelos	13
<b>2.2</b>	<b>Redes Neurais</b>	<b>13</b>
2.2.1	Histórico	14
2.2.1.1	Perceptrons	14
2.2.1.2	Adaline	15
2.2.1.3	Backpropagation	15
2.2.2	Componentes das Redes Neurais	17
2.2.3	Aprendizado em Redes Neurais	17
2.2.3.1	Aprendizado Supervisionado	17
2.2.3.2	Aprendizado Não Supervisionado	17
2.2.3.3	Pre-Processamento dos Dados	17
2.2.3.4	Overfitting e Underfitting	17
2.2.3.5	Validação Cruzada	17
2.2.3.6	Função de ativação	17
2.2.3.7	Métricas de Avaliação	17
2.2.4	Arquitetura	17
2.2.4.1	Feed-Forward	17
2.2.4.2	Multi Layer Perceptron	17
2.2.4.3	Redes Neurais Recorrentes	17
2.2.4.4	Redes Neurais Convolucionais	17
2.2.4.5	Long Short-Term Memory (LSTM)	17
<b>2.3</b>	<b>Dados Meteorológicos</b>	<b>17</b>
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>18</b>
<b>3.1</b>	<b>Preparação dos Dados</b>	<b>18</b>

4	RESULTADOS . . . . .	19
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .	20
	REFERÊNCIAS . . . . .	21

# 1 INTRODUÇÃO

Aqui é onde ficara a introdução da problemática

## 1.1 OBJETIVOS

O presente projeto tem como objetivo utilizar redes neurais na análise e previsão das variações meteorológicas no município de Itapetinga-BA ao longo do tempo, identificando padrões sazonais, tendências de longo prazo e possíveis anomalias climáticas, a fim de contribuir com o planejamento urbano, agrícola e ambiental da região.

Este trabalho também contará com os seguintes objetivos específicos:

- Analisar as séries temporais dos dados de temperatura, precipitação e outros parâmetros climáticos no município de Itapetinga-BA, utilizando redes neurais artificiais.
- Identificar tendências de aquecimento, variações de precipitação e outros impactos ambientais na cidade, por meio de modelos de previsão baseados em redes neurais.
- Avaliar as mudanças climáticas em Itapetinga-BA, comparando as previsões geradas pelas redes neurais com os dados históricos para identificar anomalias.

## 1.2 JUSTIFICATIVA

Nas últimas décadas, os debates sobre as mudanças climáticas e a necessidade de uma sociedade mais consciente e participativa na preservação ambiental e no desenvolvimento sustentável se tornaram cada vez mais intensos. No Brasil, esses temas começaram a ganhar destaque com a promulgação da Lei nº 4.771, de 15 de setembro de 1965, que instituiu o Código Florestal, regulando aspectos como florestas, vegetação, biomas, propriedades rurais, restrições de uso e práticas de exploração sustentável em todo o território nacional.

Contudo, com o passar do tempo, emergiram discussões acerca da necessidade de reformular o Código Florestal. Alegava-se que a legislação não beneficiava plenamente o setor agrícola e que a degradação ambiental era inevitável. As propostas de alteração visavam, sobretudo, favorecer a produção agrícola, ainda que tais mudanças gerassem controvérsias quanto aos impactos ambientais (ARAÚJO et al., 2022).

Ademais, suspeita-se que as mudanças ambientais e climáticas tenham como principal responsável a ação humana, impulsionada pela intensa atividade industrial. A revolução industrial marcou o início dessa transformação, promovendo a adoção de novas fontes de

energia e o fortalecimento do consumo de combustíveis fósseis, como o carvão mineral inicialmente e, posteriormente, o petróleo (MENDONÇA, 2006).

De acordo com relatório especial publicado em 2020 pelo Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC), desde o período pré-industrial, a temperatura média do ar na superfície da Terra quase dobrou em relação à média global registrada anteriormente. Além disso, estima-se que 23% das emissões antrópicas de gases de efeito estufa sejam provenientes de atividades relacionadas à agricultura, silvicultura e outras práticas agrícolas.

No Brasil, em 2019, logo após o início do mandato do governo eleito no ano anterior, as invasões às terras indígenas por grupos ilegais, como garimpeiros, foram retomadas. Como resultado, a taxa de desmatamento em junho daquele ano já apresentava um aumento alarmante de 60% em relação ao mesmo mês do ano anterior. Além disso, houve uma intensificação de atividades ilícitas, como a grilagem de terras, mineração clandestina e exploração madeireira na Amazônia.

Filho (2020) afirma que esse aumento foi impulsionado pelos questionamentos levantados pelo então presidente da República, Jair Messias Bolsonaro, que colocava em dúvida a veracidade das informações fornecidas por órgãos públicos responsáveis pelo monitoramento ambiental. Além disso, suas declarações sobre a desarticulação do sistema de regulação ambiental reforçaram, entre seus apoiadores, a percepção de que havia uma espécie de "liberação total". Isso resultou na intensificação de práticas prejudiciais ao meio ambiente, à saúde pública e ao tecido social.

### 1.3 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Para o entendimento e progresso deste trabalho, faz-se necessária a compreensão de conceitos relacionados a Séries Temporais, incluindo suas técnicas e modelagem, fontes de Dados Meteorológicos, aplicações de séries temporais em Meteorologia, redes neurais e séries temporais com redes neurais.

### 2.1 Séries Temporais

Muitas pessoas, em algum momento, já imaginaram como seria prever o futuro e ter acesso a informações sobre eventos ou situações de suas vidas. Essa curiosidade reflete um desejo universal, mas também uma necessidade presente em diversas áreas, como na gestão governamental, no setor financeiro e em contextos sociais. Nesse cenário, surge o conceito de Série Temporal, definido como um conjunto de observações organizadas sequencialmente no tempo, representadas por  $x_t$ , com cada valor correspondente a um instante específico  $t$  (BOX et al., 2015). O estudo de Séries Temporais permite não apenas compreender as características de fenômenos que evoluem ao longo do tempo, mas também desenvolver e ajustar modelos estatísticos capazes de explicar ou prever o comportamento dos dados observados.

De acordo com (BROCKWELL; DAVIS, 2002), séries temporais podem ser classificadas discretas e contínuas, uma série temporal é discreta quando o conjunto  $t_0$  de tempos em que as observações são feitas é um conjunto discreto, como o caso de observações que são realizadas em um determinado intervalo de tempo fixo. Sendo denotada por:

$$\{X_t : t \in T\}, \quad T = \{t_1, \dots, t_n\} \quad (2.1)$$

E séries temporais contínuas quando suas observações são obtidas continuamente no tempo.

$$\{X(t) : t \in T\}, \quad T = \{t : t_1 < t < t_2\} \quad (2.2)$$

Ao iniciar a análise de uma série temporal é de alta valia utilizar de gráficos criados sequencialmente no tempo, visto que isso pode revelar determinados padrões de comportamento e algumas características que podem estar presentes nos dados, como tendência, sazonalidade, ciclicidade e ruído também chamado de erro aleatório (COSTA, 2019).

#### 2.1.1 Decomposição

A tendência ( $\mu_t$ ) é falar o que é a tendência

A ciclicidade ( $\psi_t$ ) pode ser

A sazonalidade ( $\gamma_t$ ) pode ser

O ruído ( $\epsilon_t$ ) é

### 2.1.2 Modelos

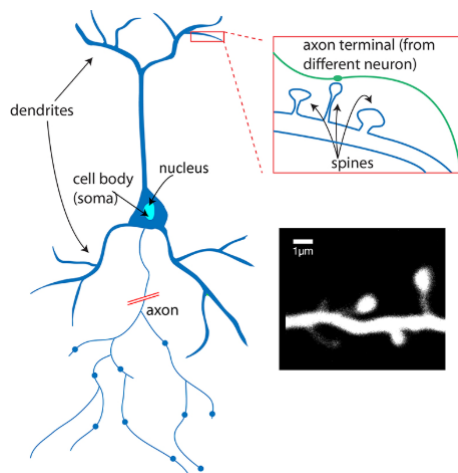
## 2.2 Redes Neurais

O cérebro humano é um sistema de grande complexidade, não linear e altamente paralelo, composto por cerca de 10 bilhões de neurônios. Cada neurônio está conectado, em média, a outros 10 bilhões de neurônios, formando uma vasta e sofisticada rede. Na estrutura de um neurônio, destaca-se o corpo celular, também chamado de soma, que é responsável por integrar os sinais recebidos. Os neurônios possuem canais de entrada, chamados dendritos, que recebem informações de outros neurônios, e canais de saída, chamados axônios, que transmitem essas informações. Os dendritos são considerados as "zonas receptivas" do neurônio, enquanto os axônios funcionam como "linhas de transmissão".

Os neurônios se comunicam por meio de sinais eletroquímicos. Os dendritos recebem essas informações de outros neurônios através dos axônios. Quando o conjunto de sinais recebidos é suficientemente forte para ativar o neurônio, este gera um impulso elétrico que percorre seu axônio. Esse sinal eletroquímico coordena e organiza a atividade neuronal, permitindo ao cérebro realizar diversas formas de processamento de maneira extremamente eficiente, muitas vezes mais rápida do que os computadores digitais convencionais (HAYKIN, 2009).

A Figura 1 mostra a estrutura do neurônio:

Figura 1 – Célula piramidal.



Fonte: The University Of Queensland.

### 2.2.1 Histórico

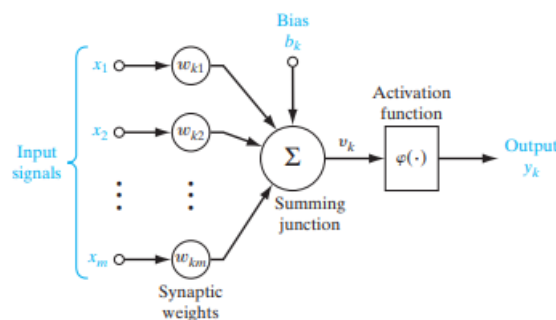
As redes neurais são frequentemente consideradas um complemento à computação tradicional. Curiosamente, John von Neumann, amplamente reconhecido como o pai da computação moderna devido à sua proposta da arquitetura que possibilitou a criação do computador de programa armazenado, demonstrava grande interesse em modelar o funcionamento do cérebro humano. Esse interesse levantou debates entre pesquisadores sobre a possível interação entre as ideias de von Neumann e os primórdios das redes neurais. Alguns estudiosos destacam indícios que sugerem a visão de von Neumann sobre as direções futuras do desenvolvimento dos computadores (FAUSETT, 1994).

Neste capítulo, serão destacados alguns marcos significativos que tiveram um papel fundamental no avanço e desenvolvimento da área de redes neurais.

#### 2.2.1.1 Perceptrons

Em 1958, o psicólogo Frank Rosenblatt publicou um artigo que, pela primeira vez, descreveu de forma algorítmica o funcionamento de um modelo de rede neural para aprendizagem supervisionada. Essa publicação inspirou inúmeros pesquisadores a direcionarem seus esforços para estudos sobre redes neurais, explorando diversos aspectos dessa temática ao longo das décadas de 1960 e 1970 (HAYKIN, 2009).

Figura 2 – Fluxo do perceptron.



Fonte: Haykin (2009).

Como apresentado na Figura 2, o perceptron consiste de um único neurônio com pesos sinápticos ajustáveis e um viés. Ele possui uma camada de entrada (a retina) conectada aos pesos e uma camada de saída. Seu funcionamento baseia-se em um combinador linear seguido por uma função de ativação que realiza uma função linear. Esse nó somador (o neurônio) calcula uma combinação linear das entradas aplicadas às suas sinapses, além de incorporar um viés aplicado externamente que ajusta a posição da função de ativação. O resultado dessa soma é passado à função de ativação, que produz uma saída de +1 se a entrada for positiva, ou -1, se for negativa.

O perceptron é um classificador binário, pois resolve apenas problemas de classificação de padrões linearmente separáveis, ou seja, é capaz de lidar exclusivamente com problemas

nos quais duas classes podem ser separadas por uma linha em um hiperplano (HAYKIN, 2009).

#### 2.2.1.2 Adaline

Em 1960, Bernard Widrow e Marcian Hoff desenvolveram uma regra de aprendizagem denominada "Regra Delta", também conhecida como Least Mean Squares (LMS) ou método do Gradiente Descendente. Com base nessa regra, foi criada uma rede neural com a mesma estrutura do Perceptron, composta por uma camada de entrada, uma camada de saída e um único neurônio. A diferença principal reside na regra de aprendizado empregada para o ajuste dos pesos, enquanto o Perceptron ajusta os pesos com base na saída binária da rede, essa rede utiliza a diferença entre o previsto e real e aplica o gradiente descendente para reduzir o erro.

A Regra Delta, que tem como finalidade ajustar os pesos do neurônio, busca minimizar a diferença entre a saída desejada e a resposta obtida a partir da combinação linear de todas as amostras. Utilizando a minimização do erro quadrático médio entre os valores previstos e reais, o método opera dentro de um contexto de aprendizagem supervisionada, onde há uma saída esperada previamente definida. O algoritmo ajusta iterativamente o vetor de pesos  $w$  atribuído à rede, com o objetivo de determinar um  $w^*$  ótimo tal que o erro quadrático  $E(w^*)$ , calculado sobre todo o conjunto de amostras, seja minimizado.

Essa rede neural foi projetada para aplicações em sistemas de chaveamento de circuitos telefônicos e ficou conhecida como Adaline (Adaptive Linear Neuron). A Adaline foi uma das primeiras redes neurais implementadas em contextos industriais, marcando um avanço significativo na aplicação de tecnologias baseadas em inteligência artificial. Além disso, a regra de aprendizagem Widrow-Hoff para uma rede neural de apenas uma camada foi o precursor da regra de Backpropagation para múltiplas camadas (FAUSETT, 1994; SILVA, 2010)

#### 2.2.1.3 Backpropagation

FALAR COMO A BACKPROPAGATION FEZ AS REDES NEURAIS EVOLUIREM E VOLTAREM A SEREM ESTUDADAS Os anos 70 foram bastante calmos na área de redes neurais, devido a dificuldade que o perceptron possuía em resolver alguns problemas simples que não eram linearmente separáveis. Entretanto, graças criação de um método que propaga informações sobre o erros da saída de volta às camadas ocultas

O algoritmo de backpropagation ajusta os pesos da rede neural para reduzir o erro entre a saída prevista e o valor esperado. O erro é calculado e propagado pelas camadas até atingir um nível mínimo aceitável (MARANGONI, 2010).

Grus (2021) apresenta o funcionamento padrão do treinamento de uma rede neural utilizando o algoritmo de backpropagation como método de ajuste dos pesos. Considera-se



que a rede possui  $n$ , os quais são ajustados de acordo com o seguinte procedimento:

1. Realiza-se o feed-forward, em que as entradas são processadas para produzir as saídas de todos os neurônios;
2. Como o algoritmo é supervisionado, os valores esperados das saídas são conhecidos. Assim, calcula-se uma função de perda, geralmente definida como a soma dos erros quadráticos entre as saídas reais e as esperadas;
3. O gradiente dessa função de perda é calculado em relação aos pesos dos neurônios de saída;
4. Os gradientes e os erros são propagados para trás com o objetivo de calcular os gradientes associados aos pesos dos neurônios ocultos;
5. Atualizam-se os pesos aplicando um passo em direção ao gradiente descendente, controlado por um parâmetro denominado learning rate (taxa de aprendizagem).

## 2.2.2 Componentes das Redes Neurais

## 2.2.3 Aprendizado em Redes Neurais

### 2.2.3.1 Aprendizado Supervisionado

### 2.2.3.2 Aprendizado Não Supervisionado

### 2.2.3.3 Pre-Processamento dos Dados

### 2.2.3.4 Overfitting e Underfitting

### 2.2.3.5 Validação Cruzada

### 2.2.3.6 Função de ativação

### 2.2.3.7 Métricas de Avaliação

## 2.2.4 Arquitetura

### 2.2.4.1 Feed-Forward

### 2.2.4.2 Multi Layer Perceptron

### 2.2.4.3 Redes Neurais Recorrentes

### 2.2.4.4 Redes Neurais Convolucionais

### 2.2.4.5 Long Short-Term Memory (LSTM)

## 2.3 Dados Meteorológicos

Para a aplicação de modelos de previsão, é essencial dispor de uma quantidade significativa de dados para o treinamento, validação e teste do modelo, bem como para a inferência dessas informações sobre a população como um todo. No Brasil, o Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) é o órgão responsável pelo Banco de Dados Meteorológicos (BDMEP), planejado para coletar, armazenar, processar e disponibilizar dados e informações sobre variáveis meteorológicas.

Esses dados podem ser gerados localmente, por meio de estações meteorológicas convencionais ou automáticas, ou captados remotamente, utilizando sensores orbitais, radares, entre outros dispositivos (VIANNA et al., 2017). O Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa (BDMEP), em particular, reúne informações meteorológicas diárias provenientes das estações da rede do INMET, seguindo as normas técnicas da Organização Meteorológica Mundial (INMET, s.d.).

## 3 METODOLOGIA

### 3.1 Preparação dos Dados

## 4 RESULTADOS

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

# Referências

- ARAUJO, R. W. O. d. et al. Relationships between deforestation in the state of bahia from 2004 to 2019 and the new forest code lei-12.651/2012. *Research, Society and Development*, v. 11, n. 12, p. e370111234513, Sep. 2022.
- BOX, G. E. P. et al. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th. ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2015.
- BROCKWELL, P. J.; DAVIS, R. A. *Introduction to Time Series and Forecasting*. Second. [S.l.]: Springer, 2002.
- CLIMÁTICAS, P. I. sobre M. *Mudança do clima e terra: sumário para formuladores de políticas*. Brasília: Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovações e Comunicações (MCTI), 2020. Relatório especial sobre mudança do clima, desertificação, degradação da terra, manejo sustentável da terra, segurança alimentar e fluxos de gases de efeito estufa em ecossistemas terrestres. ISBN 978-92-9169-154-8. Disponível em: <<https://repositorio.mcti.gov.br/handle/mctic/5301>>.
- COSTA, E. S. d. *Análise da Série Temporal de Precipitação Total Mensal do Município de Cruz das Almas-BA*. Brasil: [s.n.], 2019. Trabalho monográfico apresentado para obtenção do grau de bacharel em Ciências Exatas e Tecnológicas.
- FAUSETT, L. *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*. First. [S.l.]: Prentice Hall, 1994.
- FILHO, H. B. Bolsonaro, meio ambiente, povos e terras indígenas e de comunidades tradicionais: Uma visada a partir da amazônia. *Cadernos de Campo (São Paulo - 1991)*, v. 29, p. e178663, 12 2020.
- GRUS, J. *Data Science do Zero: Noções Fundamentais com Python*. 2. ed. Rio de Janeiro, Brasil: Alta Books, 2021. 416 p. ISBN 978-8550811765.
- HAYKIN, S. *Neural Networks and Learning Machines*. Third. Upper Saddle River, NJ: Pearson Education, 2009.
- MARANGONI, P. H. *Redes Neurais Artificiais para Previsão de Séries Temporais no Mercado Acionário*. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, 2010. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciências Econômicas).
- MENDONÇA, F. Aquecimento global e suas manifestações regionais e locais: alguns indicadores da região sul do brasil. *Revista Brasileira de Climatologia*, v. 2, 2006.
- SILVA, I. N. da. *Redes Neurais Artificiais para Engenharia e Ciências Aplicadas: Fundamentos Teóricos e Aspectos Práticos*. São Paulo: Artliber, 2010. 399 p. ISBN 978-8588098534.
- VIANNA, L. F. d. N. et al. Bancos de dados meteorológicos: Análise dos metadados das estações meteorológicas no estado de santa catarina, brasil. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 32, n. 1, p. 53–64, jan 2017.