ANDERSON DE MATOS GUIMARÃES

REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS no reconhecimento de padrões:

Proposta de estudo com o *dataset* MNIST

Brasília – DF

2025

serviço nacional de aprendizado comercial - senac

coordenação de ciência de dados

ANDERSON DE MATOS GUIMARÃES

redes neurais convolucionais no reconhecimento de padrões:

Proposta de estudo com o *dataset* MNIST

Pré-projeto apresentado à disciplina de Laboratório de Inovação IV, do 4º semestre do Curso de Tecnologia em Ciência de Dados da Faculdade de Tecnologia e Inovação Senac-DF, como requisito parcial de avaliação, sob a orientação do professor Alexsander Holanda Barreto.

Brasília - DF

2025

ANDERSON DE MATOS GUIMARÃES

REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS NO RECONHECIMENTO DE PADRÕES:

Proposta de estudo com o *dataset* MNIST

Pré-projeto apresentado à disciplina de Laboratório de Inovação IV, do 4º semestre do Curso de Tecnologia em Ciência de Dados da Faculdade de Tecnologia e Inovação Senac-DF, como requisito parcial de avaliação, sob a orientação do professor Alexsander Holanda Barreto.

Brasília, 25 de agosto de 2025.

banca examinadora

Prof. Alexsander Holanda Barreto

Faculdade de Tecnologia e Inovação Senac DF

As redes neurais convolucionais são arquiteturas multietapas treináveis, projetadas para aprender características invariantes diretamente a partir de dados brutos.

(LeCun et al., 1998, p. 2278)

Resumo

Este pré-projeto apresenta uma proposta de estudo voltada ao reconhecimento de dígitos manuscritos por meio da aplicação de Redes Neurais Convolucionais (CNNs) ao dataset MNIST, referência clássica na área de aprendizado de máquina supervisionado. O objetivo central é compreender os fundamentos teóricos e metodológicos das CNNs, explorando sua capacidade de extrair representações hierárquicas de dados visuais e de alcançar elevado desempenho em tarefas de classificação. A fundamentação teórica apoia-se em três pilares: LeCun et al. (1998), responsáveis pela introdução do MNIST e pela proposta da arquitetura LeNet-5; Goodfellow, Bengio e Courville (2016), que sistematizam o papel das CNNs no avanço do Deep Learning; e Bishop (2006), que fornece a base estatística para a compreensão do aprendizado supervisionado e do reconhecimento de padrões. A metodologia proposta envolve a preparação do conjunto de dados, a implementação de uma arquitetura baseada na LeNet-5 e o treinamento supervisionado utilizando o otimizador Adam e a função de perda categorical crossentropy. O desempenho será avaliado por meio de métricas como acurácia e matriz de confusão. Espera-se que o modelo atinja resultados próximos ou superiores a 99% de acurácia, conforme reportado na literatura, embora com possíveis erros em dígitos de maior similaridade gráfica. Mais do que a validação empírica, o projeto visa consolidar conhecimentos fundamentais em aprendizado profundo, destacando o caráter formativo do uso do MNIST e a importância histórica da LeNet-5. Conclui-se que este estudo, mesmo em caráter introdutório, contribui para a integração entre teoria e prática, preparando o terreno para futuras investigações com datasets mais complexos e arquiteturas modernas em visão computacional.

**Palavras-chave**: Redes Neurais Convolucionais. MNIST. Deep Learning. LeNet-5. Reconhecimento de Padrões.

abstract

This pre-project presents a study proposal focused on handwritten digit recognition through the application of Convolutional Neural Networks (CNNs) to the MNIST dataset, a classical benchmark in supervised machine learning. The main objective is to understand the theoretical and methodological foundations of CNNs, exploring their ability to extract hierarchical representations from visual data and achieve high performance in classification tasks. The theoretical framework is supported by three main references: LeCun et al. (1998), who introduced the MNIST dataset and proposed the LeNet-5 architecture; Goodfellow, Bengio, and Courville (2016), who systematized the role of CNNs in the advancement of Deep Learning; and Bishop (2006), who provides the statistical basis for understanding supervised learning and pattern recognition. The proposed methodology involves dataset preparation, the implementation of a LeNet-5-based architecture, and supervised training using the Adam optimizer and the categorical crossentropy loss function. Performance will be assessed through metrics such as accuracy and confusion matrix. It is expected that the model will achieve results close to or above 99% accuracy, as reported in the literature, although with possible errors in digits with greater graphical similarity. More than empirical validation, the project aims to consolidate fundamental knowledge in deep learning, highlighting the educational role of the MNIST dataset and the historical importance of LeNet-5. It is concluded that this study, even in its introductory nature, contributes to the integration between theory and practice, paving the way for future investigations with more complex datasets and modern architectures in computer vision.

**Keywords:** Convolutional Neural Networks. MNIST. Deep Learning. LeNet-5. Pattern Recognition.

Sumário

[1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO ESTUDO 7](#_Toc207025793)

[2 Fundamentação Teórica 8](#_Toc207025794)

[3 Metodologia do Projeto 10](#_Toc207025795)

[4 Resultados Esperados 11](#_Toc207025796)

[5 Discussão 12](#_Toc207025797)

[6 Conclusão 13](#_Toc207025798)

[Referências bibliográficas 14](#_Toc207025799)

# CONTEXTUALIZAÇÃO DO ESTUDO

Os avanços recentes em Inteligência Artificial (IA), em especial nas áreas de Machine Learning e Deep Learning, têm impulsionado transformações significativas em diversos campos do conhecimento. Entre as técnicas que mais se destacam nesse cenário, encontram-se as Redes Neurais Convolucionais (CNNs), cuja eficiência em tarefas de visão computacional permitiu progressos notáveis em reconhecimento de imagens, diagnóstico médico, análise de vídeos e sistemas de direção autônoma.

Nesse contexto, o dataset MNIST (Modified National Institute of Standards and Technology) consolidou-se como uma das principais bases de dados utilizadas em experimentos acadêmicos. Composto por imagens de dígitos manuscritos, o MNIST possibilita a avaliação comparativa de algoritmos de classificação e serve como introdução acessível ao campo do reconhecimento de padrões.

Diante disso, este pré-projeto propõe o estudo e a aplicação de CNNs para o reconhecimento de dígitos manuscritos a partir do MNIST, visando não apenas à compreensão do funcionamento dessa arquitetura, mas também à construção de uma experiência formativa que relacione conceitos teóricos e práticas em Machine Learning.

# Fundamentação Teórica

O MNIST foi introduzido por LeCun et al. (1998), a partir da base original do NIST, com o objetivo de oferecer um recurso padronizado para a avaliação de algoritmos de reconhecimento de padrões. Composto por 70.000 imagens de dígitos manuscritos em escala de cinza, distribuídas em 60.000 instâncias para treino e 10.000 para teste, tornou-se um dos principais benchmarks no aprendizado supervisionado. Ainda que hoje seja considerado um desafio relativamente simples — visto que modelos modernos alcançam taxas de acurácia superiores a 99% — o MNIST mantém relevância acadêmica por possibilitar a introdução prática a problemas de classificação de padrões e ao uso de redes neurais convolucionais (LECUN et al., 1998).

As Redes Neurais Convolucionais (CNNs), inspiradas no funcionamento do córtex visual humano, caracterizam-se pela capacidade de extrair representações hierárquicas de dados visuais de forma automática, reduzindo a necessidade de pré-processamento manual. Segundo Goodfellow, Bengio e Courville (2016), essa arquitetura constitui um dos maiores avanços do aprendizado profundo, especialmente em tarefas de visão computacional, por combinar eficiência computacional com invariância espacial. Sua estrutura básica inclui camadas convolucionais, que identificam padrões locais como bordas e texturas; camadas de pooling, que reduzem a dimensionalidade e preservam as características mais relevantes; e camadas totalmente conectadas, responsáveis pela etapa final de classificação.

Do ponto de vista estatístico, a fundamentação das CNNs encontra respaldo nos princípios gerais do aprendizado supervisionado, conforme discutido por Bishop (2006), que destaca a importância dos modelos probabilísticos e das funções de custo no processo de treinamento. Essa perspectiva reforça que as CNNs podem ser compreendidas não apenas como arquiteturas computacionais, mas também como métodos de otimização baseados em inferência estatística aplicada ao reconhecimento de padrões.

No contexto do MNIST, a utilização das CNNs mostra-se particularmente adequada, pois permite alcançar resultados expressivos em termos de desempenho e, ao mesmo tempo, oferece um ambiente didático para a compreensão dos fundamentos do Deep Learning.

# Metodologia do Projeto

A metodologia proposta organiza-se em etapas sequenciais que orientarão o desenvolvimento do reconhecimento de dígitos manuscritos utilizando o dataset MNIST e redes neurais convolucionais. O processo terá início com a preparação dos dados, que serão normalizados e reestruturados para o formato adequado às exigências da CNN, de modo a otimizar o desempenho do modelo e reduzir a complexidade do treinamento.

Na etapa seguinte será definida a arquitetura da rede, baseada na LeNet-5, proposta por LeCun et al. (1998) como uma das primeiras arquiteturas convolucionais de sucesso aplicadas ao reconhecimento de dígitos manuscritos. Essa escolha justifica-se por seu valor histórico e por sua adequação ao problema específico do MNIST, já que a LeNet-5 foi concebida para essa finalidade. O modelo contemplará camadas convolucionais, responsáveis pela extração de padrões locais; camadas de pooling, que reduzem a dimensionalidade preservando informações relevantes; e camadas totalmente conectadas, voltadas à classificação final. Também está prevista a utilização de técnicas de regularização, como o dropout, a fim de reduzir riscos de sobreajuste e melhorar a capacidade de generalização.

O treinamento será conduzido com algoritmos de otimização, como o Adam, em conjunto com a função de perda categorical crossentropy, amplamente empregada em problemas de classificação multiclasse. Conforme apontam Goodfellow, Bengio e Courville (2016), a escolha adequada da função de perda e do otimizador é essencial para garantir que o processo de retropropagação ajuste corretamente os parâmetros da rede. O treinamento será realizado ao longo de múltiplas épocas, possibilitando o ajuste progressivo dos pesos e a convergência do modelo.

Por fim, o desempenho será avaliado com base no conjunto de teste do MNIST, por meio de métricas como acurácia e matriz de confusão, que permitirão mensurar a eficácia do modelo e identificar erros específicos de classificação. O desenvolvimento será conduzido em Python, utilizando as bibliotecas TensorFlow e Keras para a implementação da CNN, além de NumPy, Pandas e Matplotlib para a manipulação e visualização dos dados. O ambiente adotado será o Jupyter Notebook, que integra código, análises e documentação em um único espaço.

# Resultados Esperados

A aplicação de CNNs ao dataset MNIST tende a produzir elevados índices de desempenho na classificação de dígitos manuscritos. Em seu estudo pioneiro, LeCun et al. (1998) demonstraram que a arquitetura LeNet-5 alcançou resultados expressivos na tarefa de reconhecimento de padrões, estabelecendo as bases para aplicações posteriores em visão computacional. Estudos subsequentes confirmam que modelos convolucionais atingem níveis de acurácia próximos ou superiores a 99%, superando significativamente métodos tradicionais como regressão logística ou redes totalmente conectadas (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

Ainda que se projete tal desempenho, é esperado que ocorram erros pontuais de classificação, sobretudo em dígitos de maior similaridade gráfica, como “4” e “9” ou “3” e “8”. A análise da matriz de confusão permitirá identificar esses casos, avaliar a robustez do modelo e orientar possíveis ajustes metodológicos.

Mais do que demonstrar métricas elevadas, espera-se que este projeto evidencie, na prática, a capacidade das CNNs de aprender representações hierárquicas dos dados, consolidando conhecimentos fundamentais em Deep Learning e estabelecendo bases para a aplicação futura em datasets mais complexos, como o CIFAR-10 ou o ImageNet.

# Discussão

O MNIST, criado a partir dos estudos de LeCun et al. (1998), consolidou-se como um marco pedagógico no campo do aprendizado de máquina, por oferecer uma base padronizada e acessível para experimentos em reconhecimento de padrões. Embora hoje seja considerado um desafio simples, devido ao desempenho quase perfeito obtido por modelos modernos, o dataset mantém relevância didática, permitindo a introdução gradual a problemas de classificação de imagens e à implementação de CNNs.

A escolha da LeNet-5 como referência metodológica reafirma a pertinência pedagógica do projeto. Trata-se de um modelo que, ao mesmo tempo em que possui simplicidade estrutural, inaugura conceitos fundamentais das CNNs, estabelecendo um elo entre os primeiros avanços do Deep Learning e as arquiteturas mais sofisticadas que constituem o estado da arte.

Entretanto, é necessário reconhecer as limitações do escopo. Como destacam Goodfellow, Bengio e Courville (2016), datasets como o MNIST já não representam um desafio de fronteira científica, sendo atualmente classificados como problemas resolvidos. Dessa forma, este projeto deve ser entendido como uma etapa introdutória, voltada à consolidação de conceitos teóricos e práticos que poderão ser aprofundados em trabalhos futuros, com datasets mais complexos e arquiteturas modernas.

# Conclusão

Este pré-projeto apresentou uma proposta de estudo voltada ao reconhecimento de dígitos manuscritos por meio de Redes Neurais Convolucionais (CNNs) aplicadas ao dataset MNIST. A escolha desse conjunto de dados, introduzido por LeCun et al. (1998), fundamenta-se em sua relevância histórica e pedagógica, pois oferece um ponto de partida acessível para a compreensão prática do aprendizado supervisionado.

A definição da arquitetura baseada na LeNet-5 reafirma o compromisso do trabalho com a integração entre teoria e prática, uma vez que esse modelo clássico foi concebido para a tarefa de classificação de dígitos manuscritos. A fundamentação em Goodfellow, Bengio e Courville (2016) reforça a importância das CNNs como uma das maiores contribuições do Deep Learning, enquanto Bishop (2006) oferece o respaldo estatístico para compreender o processo de aprendizado supervisionado.

Embora não se apresentem resultados empíricos neste estágio, foram estabelecidos objetivos, metodologia e expectativas de desempenho, destacando tanto o potencial do modelo quanto as limitações do MNIST enquanto desafio científico contemporâneo. Dessa forma, o estudo configura-se como uma base introdutória sólida para a consolidação de competências em aprendizado profundo, ao mesmo tempo em que prepara o terreno para futuras investigações com arquiteturas modernas (como VGG, ResNet ou Inception) e aplicações reais em visão computacional.

Referências bibliográficas

BISHOP, C. M. **Pattern Recognition and Machine Learning**. [S.l.]: Springer, 2006. 738 p. ISBN 978-0387-31073-2.

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep Learning**. Cambridge: MIT Press, 2016. Disponível em: <https://www.deeplearningbook.org/>. Acesso em: 23 agosto 2025.

LECUN, Y. et al. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition. **Proceddings of the IEEE**, New Jersey, 11 November 1998. 2278-2324.