

# Verificação da Autenticidade de Assinaturas Manuscritas Utilizando Redes Neurais Convolucionais

Defesa do Trabalho de Conclusão de Curso I

por

**Marcos Wenneton V. de Araujo**

Orientadora: Elloá B. Guedes

`{mwvda.eng, ebgcosta}@uea.edu.br`

do

Grupo de Pesquisa em Sistemas Inteligentes

Escola Superior de Tecnologia

Universidade do Estado do Amazonas

Manaus – Amazonas – Brasil

# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
4. Metodologia
5. Cronograma
6. Fundamentação Teórica
7. Solução Proposta
8. Resultados Parciais
9. Considerações Parciais
10. Referências

# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
4. Metodologia
5. Cronograma
6. Fundamentação Teórica
7. Solução Proposta
8. Resultados Parciais
9. Considerações Parciais
10. Referências

# Verificação de autenticidade

- ❖ Segurança em sistemas computacionais
- ❖ Biometria
  - ❖ Características fisiológicas
  - ❖ Traços comportamentais
- ❖ Assinaturas manuscritas como forma de biometria
  - ❖ Utilização desde os tempos primórdios
  - ❖ Método não-invasivo
  - ❖ Baixo custo de aquisição
  - ❖ Difícil verificação de autenticidade devido a grande variabilidade dos padrões encontrados nas assinaturas

# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
4. Metodologia
5. Cronograma
6. Fundamentação Teórica
7. Solução Proposta
8. Resultados Parciais
9. Considerações Parciais
10. Referências

# Objetivos

## Objetivo Geral

*Verificar a autenticidade de assinaturas manuscritas utilizando Redes Neurais Convolucionais*

# Objetivos

## Objetivo Geral

*Verificar a autenticidade de assinaturas manuscritas utilizando Redes Neurais Convolucionais*

## Objetivos Específicos

- ❑ Realizar a fundamentação teórica acerca dos conceitos das redes neurais convolucionais;
- ❑ Consolidar uma base de dados representativa de assinaturas manuscritas;
- ❑ Descrever o problema considerado segundo uma tarefa de Aprendizado de Máquina;
- ❑ Propor, treinar e testar diferentes redes neurais convolucionais para a tarefa considerada;
- ❑ Analisar os resultados obtidos.

# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
- 3. Justificativa**
4. Metodologia
5. Cronograma
6. Fundamentação Teórica
7. Solução Proposta
8. Resultados Parciais
9. Considerações Parciais
10. Referências



# Justificativa

- ❖ Autenticação de assinaturas manuscritas
  - ❖ Ampla utilização em **documentos oficiais** e **transações financeiras** atualmente
  - ❖ Pode ser utilizada em documentos e obras de arte históricas
- ❖ Redes Neurais Convolucionais
  - ❖ Prática de conceitos, técnicas e tecnologias de uma área emergente da Computação
  - ❖ Proposta alinhada com as atividades desenvolvidas pelo **Laboratório de Sistemas Inteligentes**

# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
- 4. Metodologia**
5. Cronograma
6. Fundamentação Teórica
7. Solução Proposta
8. Resultados Parciais
9. Considerações Parciais
10. Referências

# Metodologia

A condução das atividades obedece à metodologia apresentada a seguir, composta dos seguintes passos:

1. Estudo dos conceitos relacionados à Aprendizado de Máquina, Redes Neurais Convolucionais e *Deep Learning*;
2. Descrição do problema considerado como uma tarefa de Aprendizado de Máquina;
3. Consolidação de uma base de dados representativa de assinaturas originais e forjadas;
4. Levantamento do ferramental tecnológico para implementação das redes neurais convolucionais;
5. Proposição de modelos de redes neurais convolucionais para o problema considerado, contemplando arquitetura, parâmetros e hiperparâmetros;

# Metodologia

6. Treino das redes propostas para a tarefa de aprendizado considerada;
7. Teste das redes previamente treinadas com vistas a coleta de métricas de desempenho;
8. Análise dos resultados e identificação dos modelos mais adequados para o problema considerado;
9. Escrita da proposta de Trabalho de Conclusão de Curso;
10. Defesa da proposta de Trabalho de Conclusão de Curso;
11. Escrita do Trabalho de Conclusão de Curso; e
12. Defesa do Trabalho de Conclusão de Curso.

# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
4. Metodologia
- 5. Cronograma**
6. Fundamentação Teórica
7. Solução Proposta
8. Resultados Parciais
9. Considerações Parciais
10. Referências

# Cronograma

**Tabela 1:** Cronograma de atividades

	2019											
	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	
Atividade 1	X	X	X									
Atividade 2		X										
Atividade 3		X	X									
Atividade 4			X									
Atividade 5				X	X	X	X					
Atividade 6				X	X	X	X					
Atividade 7							X	X				
Atividade 8									X	X		
Atividade 9	X	X	X	X	X							
Atividade 10					X							
Atividade 11						X	X	X	X	X	X	
Atividade 12											X	

# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
4. Metodologia
5. Cronograma
- 6. Fundamentação Teórica**
7. Solução Proposta
8. Resultados Parciais
9. Considerações Parciais
10. Referências

# Aprendizado de Máquina

- ❖ Algoritmos capazes de aprender padrões por meio de exemplos, baseando-se em dados previamente disponíveis
- ❖ As técnicas de **Aprendizado de Máquina** têm sido aplicadas com sucesso em um grande número de problemas reais em diversos domínios
- ❖ Características: natureza inferencial e a boa capacidade de generalização
- ❖ Paradigmas de aprendizado supervisionado e não-supervisionado



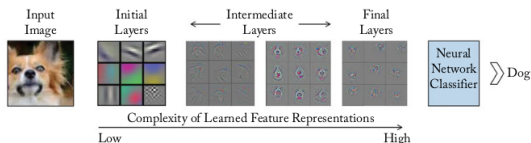
# Redes Neurais Artificiais

- ❖ Inspiradas na capacidade de processamento de informações do cérebro humano
- ❖ **Neurônios artificiais** são as unidades fundamentais de uma RNA
- ❖ **Função de ativação** fornece a resposta de um neurônio para uma dada entrada
- ❖ Neurônios artificiais são conectados entre si na forma de uma rede e distribuídos em uma ou mais camadas ocultas
- ❖ Algoritmo *Backpropagation*
  - ❖ Fase *forward* – produz uma saída para uma dada entrada
  - ❖ Fase *backwards* – calcula a diferença entre as saídas para minimizar o erro

# Deep Learning e Redes Neurais Convolucionais

- ❖ *Deep Learning* é uma subárea específica do Aprendizado de Máquina
- ❖ Redes Neurais Convolucionais (CNNs):
  - ❖ Possuem camadas **hierárquicas** e **profundas**
  - ❖ Aproveitam-se da operação matemática denominada **convolução**
  - ❖ Destacam-se pelo reconhecimento de padrões em dados de alta dimensionalidade

**Figura 1:** Papel das camadas convolucionais e *feature maps* das CNNs



# Arquiteturas Canônicas de Redes Neurais Convolucionais

- ✦ Arquiteturas com bom desempenho em competições de **Visão Computacional**
- ✦ Comuns ainda hoje no cenário de *Deep Learning*
  
- ✦ LeNet (1998)
- ✦ AlexNet (2012)
- ✦ VGG (2014)
- ✦ Inception (2014)
- ✦ ResNet (2015)

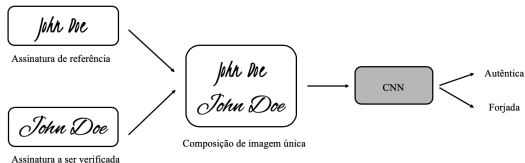
# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
4. Metodologia
5. Cronograma
6. Fundamentação Teórica
- 7. Solução Proposta**
8. Resultados Parciais
9. Considerações Parciais
10. Referências

# Tarefa de Aprendizado

- ❖ Problema abordado como uma **tarefa de classificação binária**
- ❖ **Entrada:**
  - ❖ Imagem em escala de cinza com dimensões de  $256 \times 256$  *pixels* contendo duas assinaturas manuscritas (uma de referência e outra para a inferência)
- ❖ **Saída:**
  - ❖ Classificação da assinatura quanto à sua autenticidade (autêntica ou forjada)

**Figura 2:** Visão geral da tarefa de aprendizado considerada



# Tarefa de Aprendizado

- ❖ Partição dos exemplos utilizando o método *holdout*
  - ❖ 70% para treinamento;
  - ❖ 10% para validação;
  - ❖ 20% para teste.
- ❖ Utilização das métricas Acurácia e *F-score* para análise de desempenho dos modelos

# Coleta do conjunto de Dados

- ❖ *Signature Verification Competition 2009 (SigComp2009)*
- ❖ Dois conjuntos de dados foram utilizados na competição:
  - ❖ *Norwegian Information Security Donders Centre for Cognition (NISDCC)*
  - ❖ *Netherlands Forensic Institute (NFI)*
- ❖ Informações *online* e *offline* das assinaturas

**Tabela 2:** Quantitativo de indivíduos e assinaturas *offline* por conjunto de dados.

Conjunto	Autores originais	Autores forjadores	Autores originais com assinaturas forjadas	Assinaturas genuínas	Assinaturas forjadas	Total de assinaturas
NISDCC	12	31	12	60	1.838	1.898
NFI	79	33	19	940	624	1.564

# Preparação dos Dados

- ❖ Combinação e redimensionamento das imagens
- ❖ Separação dos exemplos **autênticos** conforme o método *holdout*
- ❖ Exemplos **forjados** necessitaram de um diferente tipo de separação

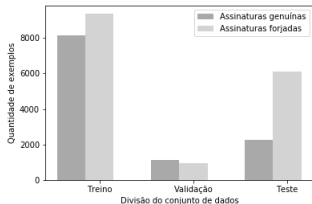
**Tabela 3:** Quantitativo de exemplos.

Conjunto	Tipo de Exemplo	Quantidade de Dados	Proporção
Treinamento	Autêntico	8.072	43%
	Forjado	10.887	57%
Validação	Autêntico	1.179	38%
	Forjado	1.976	62%
Teste	Autêntico	2.271	38%
	Forjado	3.577	62%



# Preparação dos Dados

**Figura 3:** Representação gráfica da proporção dos exemplos por classe e finalidade na tarefa de aprendizado considerada.



✦ Normalização dos *pixels* das imagens ao serem fornecidas às CNNs

# Modelos, Parâmetros e Hiperparâmetros Utilizados

- Arquiteturas de CNNs escolhidas: LeNet, AlexNet, MobileNet, SqueezeNet, VGG-16 e Inception

**Tabela 4:** Valores dos hiperparâmetros selecionados para a elaboração dos modelos.

Épocas	<i>Patience</i>	Otimizador	Função de ativação
200	5, 10 e 15	SGD, Adam e RMSprop	ReLU, ELU, SELU e Leaky ReLU

- Busca em *grid* nos hiperparâmetros quando possível
- Demais casos, hiperparâmetros típicos

# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
4. Metodologia
5. Cronograma
6. Fundamentação Teórica
7. Solução Proposta
- 8. Resultados Parciais**
9. Considerações Parciais
10. Referências

# Resultados Parciais

- ❖ Utilização de um servidor para treinamento das CNNs:

- ❖ Processador Intel Core i7
- ❖ 16 GB de RAM
- ❖ GPU Nvidia GeForce GTX 1080 com 11 GB de memória

- ❖ **LeNet** e **AlexNet**

- ❖ Modelos degenerados tiveram seus resultados descartados

- ❖ *Dying ReLU problem*
- ❖ Permanência em mínimos locais no treinamento

**Tabela 5:** Detalhamento dos melhores modelos obtidos com a arquitetura LeNet.

Identificação	Otimizador	<i>Patience</i>	Função de Ativação	Acurácia	F-Score
LeNet A	RMSprop	5	<i>Leaky</i> ReLU	0.9865	0.9755
LeNet B	RMSprop	15	ReLU	0.9858	0.9740
LeNet C	SGD	5	ELU	0.9787	0.9619
LeNet D	RMSprop	10	SELU	0.9707	0.9483

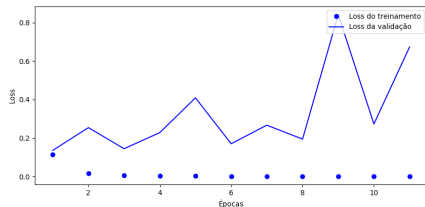
**Tabela 6:** Detalhamento dos melhores modelos obtidos com a arquitetura LeNet.

Arquitetura	Otimizador	<i>Patience</i>	Função de Ativação	Acurácia	F-Score	EER
ShuffleNet	Adam	15	ReLU	0.8345	0.7705	23.8151
SqueezeNet	RMSprop	15	ReLU	0.8210	0.7709	20.1673

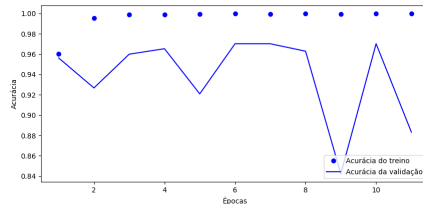
# LeNet

**Figura 4:** Histórico de *loss* e acurácia durante o treinamento dos melhor modelos obtido com a arquitetura LeNet.

**(a)** *Loss* durante o treinamento da LeNet A

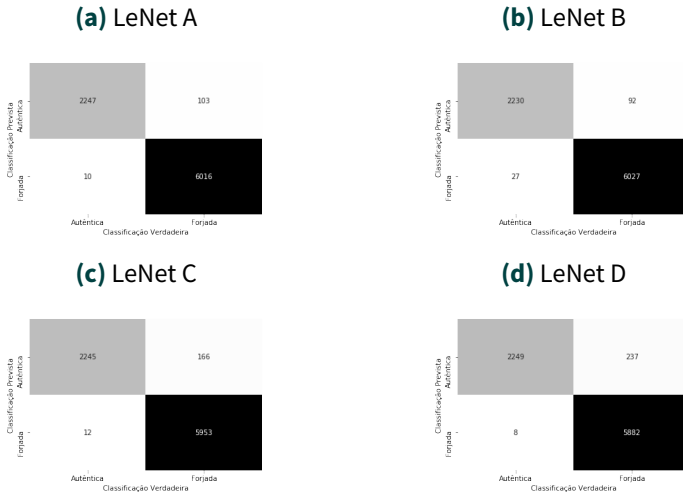


**(b)** Acurácia durante o treinamento da LeNet A



# LeNet

**Figura 6:** Matrizes de confusão dos melhores modelos obtidos com a arquitetura LeNet.





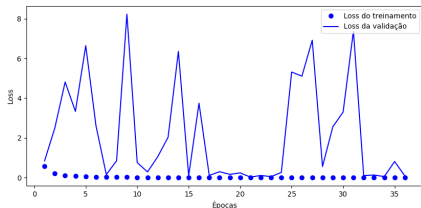
**Tabela 7:** Detalhamento dos melhores modelos obtidos com a arquitetura AlexNet.

Identificação	Otimizador	<i>Patience</i>	Função de Ativação	Acurácia	F-Score
AlexNet A	Adam	15	ELU	0.9654	0.9393
AlexNet B	SGD	10	<i>Leaky</i> ReLU	0.9601	0.9311
AlexNet C	SGD	5	SELU	0.9561	0.9244

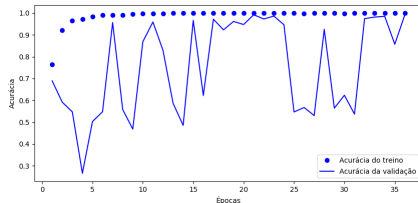
# AlexNet

**Figura 8:** Histórico de *loss* e acurácia durante o treinamento dos melhor modelo obtido com a arquitetura AlexNet.

**(a)** *Loss* durante o treinamento da AlexNet A

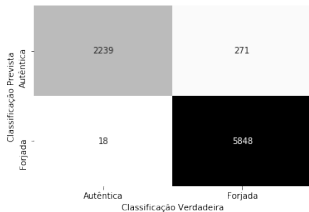


**(b)** Acurácia durante o treinamento da AlexNet A

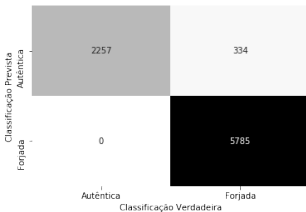


**Figura 10:** Matrizes de confusão dos melhores modelos obtidos com a arquitetura AlexNet.

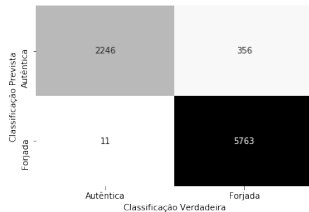
**(a)** AlexNet A



**(b)** AlexNet B



**(c)** AlexNet C



# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
4. Metodologia
5. Cronograma
6. Fundamentação Teórica
7. Solução Proposta
8. Resultados Parciais
- 9. Considerações Parciais**
10. Referências

# Considerações Parciais

- 72 redes foram treinadas e testadas com um total de 27.962 exemplos

# Considerações Parciais

- ❖ 72 redes foram treinadas e testadas com um total de 27.962 exemplos
- ❖ Melhor desempenho: LeNet
  - ❖ **Parâmetros e Hiperparâmetros:** Otimizador RMSprop, *patience* 5 e função de ativação *Leaky ReLU*.
  - ❖ **Acurácia:** 0.9865
  - ❖ **F-Score:** 0.9755

# Considerações Parciais

- ❖ 72 redes foram treinadas e testadas com um total de 27.962 exemplos
- ❖ Melhor desempenho: LeNet
  - ❖ **Parâmetros e Hiperparâmetros:** Otimizador RMSprop, *patience* 5 e função de ativação *Leaky ReLU*.
  - ❖ **Acurácia:** 0.9865
  - ❖ **F-Score:** 0.9755
- ❖ Próximos passos:
  - ❖ Arquiteturas com menos parâmetros (MobileNet, SqueezeNet)
  - ❖ Arquiteturas mais profundas (VGG-16, Inception)

# Agenda

1. Introdução
2. Objetivos
3. Justificativa
4. Metodologia
5. Cronograma
6. Fundamentação Teórica
7. Solução Proposta
8. Resultados Parciais
9. Considerações Parciais
- 10. Referências**



# Referências

BRAGA, A. de P.; CARVALHO, A. P. de Leon F. de; LUDERMIR, T.B. *Redes Neurais Artificiais: Teorias e Aplicações*. Rio de Janeiro, RJ: Livros Técnicos e Científicos Editora S.A., 2000.

## Verificação da Autenticidade de Assinaturas Manuscritas Utilizando Redes Neurais Convolucionais

BLANKERS, V. L. et al. *The icdar 2009 signature verification competition*. In: *10th International Conference on Document Analysis and Recognition*. Barcelona, Catalonia, Spain: IEEE, 2009. p. 1403-1407.

### Defesa do Trabalho de Conclusão de Curso I

- KHAN, S. et. al. *A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision*. Austrália: Morgan & Claypool, 2018.

**Marcos Wenneton V. de Araujo**

Orientadora: Elloá B. Guedes

- LIWICKI, M. *IAPR TC11 - ICDAR 2009 Signature Verification Competition (SigComp2009)*. 2012. Disponível em: [http://www.iapr-tc11.org/mediawiki/index.php?title=IAPR-TC11:Reading\\_Systems](http://www.iapr-tc11.org/mediawiki/index.php?title=IAPR-TC11:Reading_Systems). Acesso em 5 de março de 2019.

Grupo de Pesquisa em Sistemas Inteligentes  
Escola Superior de Tecnologia  
Universidade do Estado do Amazonas

Manaus – Amazonas – Brasil

