

Estimação Inteligente de Idade de Telespectadores para Aplicações de Sugestão de Conteúdo em Smart TVs

Trabalho de Conclusão de Curso I

por

Nicoli P. Araújo, Elloá B. Guedes

{npda.eng, ebgcosta, }@uea.edu.br

do

Núcleo de Computação
Escola Superior de Tecnologia
Universidade do Estado do Amazonas
Manaus – Amazonas – Brasil

Outline

1. Apresentação

2. Fundamentação Teórica

3. Trabalhos Relacionados

4. Solução Proposta

5. Resultados Parciais

6. Considerações Parciais

Contextualização e Motivação

Smart TVs

- Conexão à internet
- Transmissão de conteúdos advindos de outros dispositivos eletrônicos

- PNAD 2015
 - 68,2% do total de televisores vendidos no primeiro semestre de 2017

- Aumento da popularidade causado por :
 - *Smart TVs versus televisões convencionais*
 - Encerramento da transmissão de sinal analógico da televisão aberta
 - Copa do Mundo 2018
 - Tecnologia 4K

Contextualização e Motivação

➢ Recomendação de Conteúdo:

- Dificuldades práticas
- Algumas *Smart TVs* possuem câmeras
- Sistemas inteligentes de identificação de características
- Recomendação de conteúdo
- Controle Parental

Objetivos

- **Objetivo Geral:** Desenvolvimento de estratégias inteligentes, baseadas na utilização de técnicas de *Deep Learning*, para estimação da idade de telespectadores a partir de fotografias faciais
- **Objetivos Específicos:**
 1. Referencial teórico sobre redes neurais convolucionais
 2. *Smart TVs* possuem dispositivos para captura de imagens, como câmeras
 3. Consolidar uma base de dados
 4. Identificar tecnologias adequadas
 5. Propor, treinar e testar diferentes estimadores de idade
 6. Avaliar comparativamente os estimadores propostos

Justificativas

- Melhor experiência de provimento de conteúdo e de configurações personalizadas
 - **Controle Parental**
- Prática e a proposição de soluções envolvendo *Machine Learning*
- Laboratório de Sistemas Inteligentes (LSI)

Metodologia

- Fundamentação teórica sobre Machine Learning
- Fluxo de atividades de *machine learning* (Marsland, 2015)
 - Consolidar uma base de dados
 - Proposição de diferentes modelos de redes neurais convolucionais
 - Treinamento das redes neurais convolucionais
 - Teste das redes
 - Comparação de métricas de desempenho
- Escrita da proposta e do projeto final do trabalho de conclusão de curso

Cronograma

Tabela 1: Cronograma de atividades

	2018										
	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12
Escrita da Proposta	X	X	X	X	X						
Fundamentação Teórica sobre ML	X	X	X	X							
Consolidação da Base de Dados		X	X								
Proposição de Modelos de CNNs				X	X	X	X	X			
Defesa da Proposta					X						
Escrita do Trabalho Final						X	X	X	X	X	X
Treinamento das CNNs					X	X	X	X	X	X	
Teste das CNNs					X	X	X	X	X	X	X
Comparação de Métricas de Desempenho						X	X	X	X	X	X
Defesa do Trabalho Final											X

Outline

1. Apresentação

2. Fundamentação Teórica

3. Trabalhos Relacionados

4. Solução Proposta

5. Resultados Parciais

6. Considerações Parciais

Machine Learning

- Estudo sistemático de algoritmos e sistemas que são capazes de melhorar seu desempenho com a experiência
- Modelo ou função que mapeie as instâncias do espaço de entrada para o de saída
- Paradigmas de Aprendizado
 - Aprendizado Supervisionado
 - Aprendizado Não-Supervisionado
 - Aprendizado por Reforço
- Tarefas de Aprendizado
 - Classificação
 - Regressão

Redes Neurais Artificiais

- Cérebro humano
- Neurônios: unidades de processamento simples
- Capacidade de capturar tendências
- Generalização

Redes Neurais Artificiais

Figura 1: Redes neurais biológicas.

Figura 2: Neurônio biológico e seus componentes.

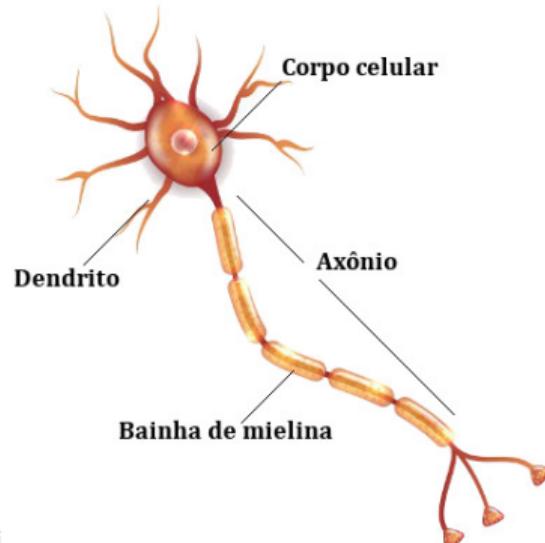
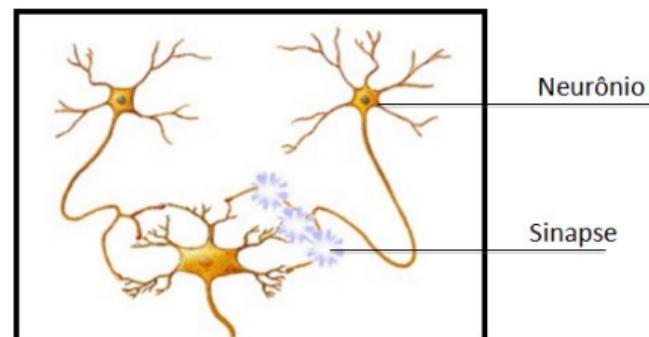


Figura 3: Sinapse entre neurônios.



Redes Neurais Artificiais

McCulloch e Pitts

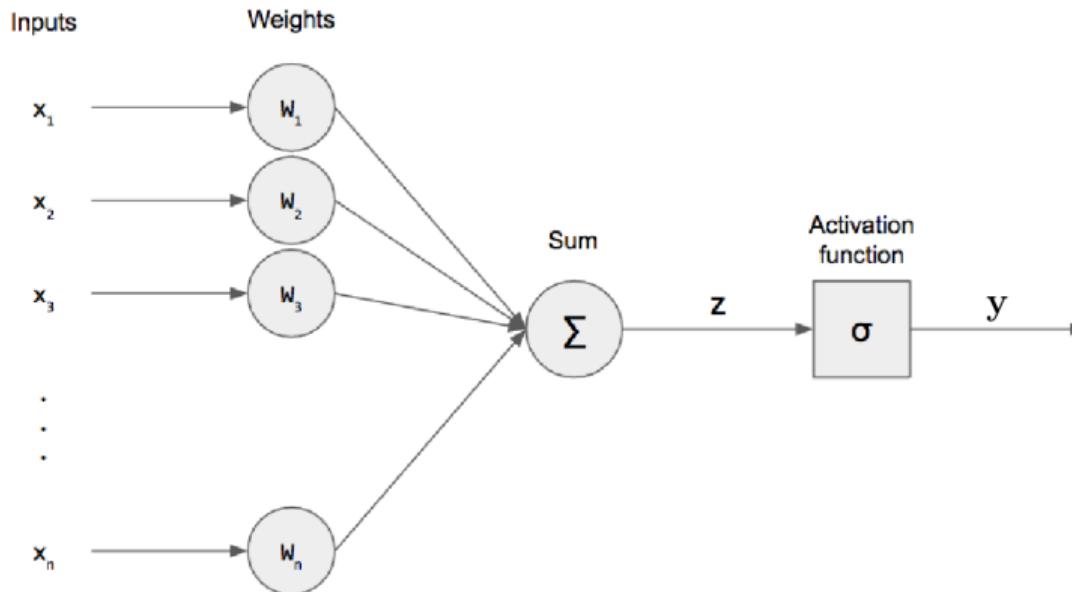


Figura 4: Representação de um neurônio artificial

Redes Neurais Artificiais

- ❖ Perceptron de Rosenblatt (1958)
 - ❖ Algoritmo de aprendizado
 - ❖ Endereçar apenas problemas linearmente separáveis

Redes Neurais Artificiais

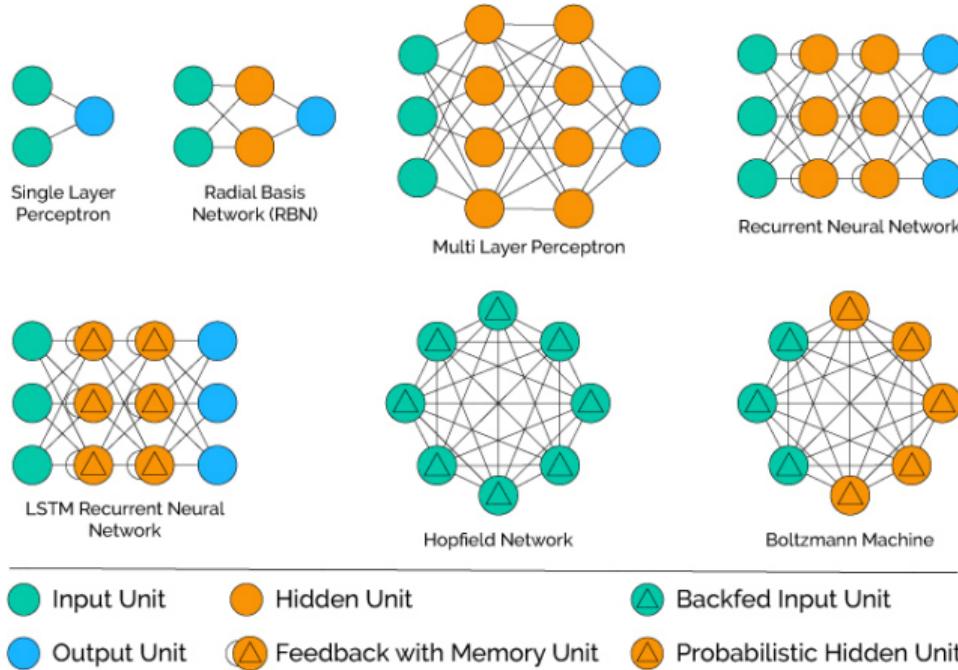


Figura 5: Arquiteturas populares de RNAs

Redes Neurais Artificiais

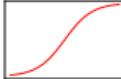
Nome	Gráfico	Equação	Intervalo
Identidade ou Linear		$\sigma(z) = z$	$(-\infty, +\infty)$
Tangente Hiperbólica		$\sigma(z) = \tanh(z) = \frac{(e^z - e^{-z})}{(e^z + e^{-z})}$	$(-1, 1)$
Sigmoide ou Logística		$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	$(0, 1)$
Unidade Linear Retificada		$\sigma(z) = \max(0, z)$	$[0, \infty)$
Softmax		$g(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_{j=1}^K e^{z_k}} \quad j = 1, \dots, K$	$(-\infty, \infty)$

Tabela 2: Exemplos de funções de ativação

Redes Neurais Artificiais

► Redes Neurais *Multilayer Feedforward Perceptron*

- Função perda ou Erro
- Fase *forward*
- Fase *backward*
- Atualização dos pesos e *bias*

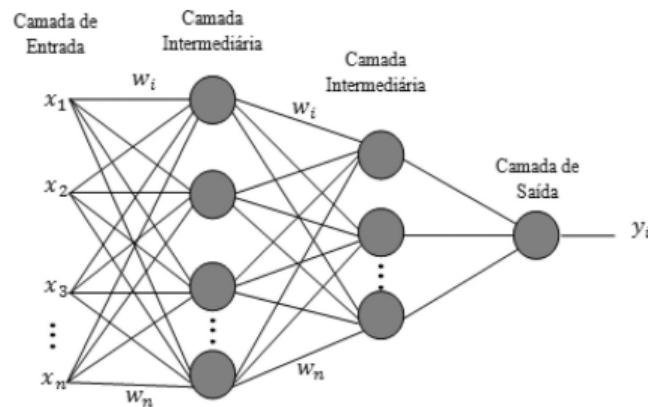


Figura 6: Rede Neural MLP com duas camadas ocultas.

Redes Neurais Artificiais

- ▶ Hiperparâmetros de uma RNA
 - ▶ Taxa de aprendizado
 - ▶ Funções de ativação
 - ▶ Arquitetura da rede
 - ▶ *batch size*
 - ▶ Número de épocas

Deep Learning

- Representar e reconhecer características sucessivamente complexas
- Adição de níveis ou camadas de operações não-lineares
- Resolver problemas complexos com um desempenho cada vez maior
 - Aumento recente da quantidade de dados disponíveis sobre temas complexos
 - Aumento da disponibilidade de recursos computacionais para executar modelos mais robustos

Deep Learning

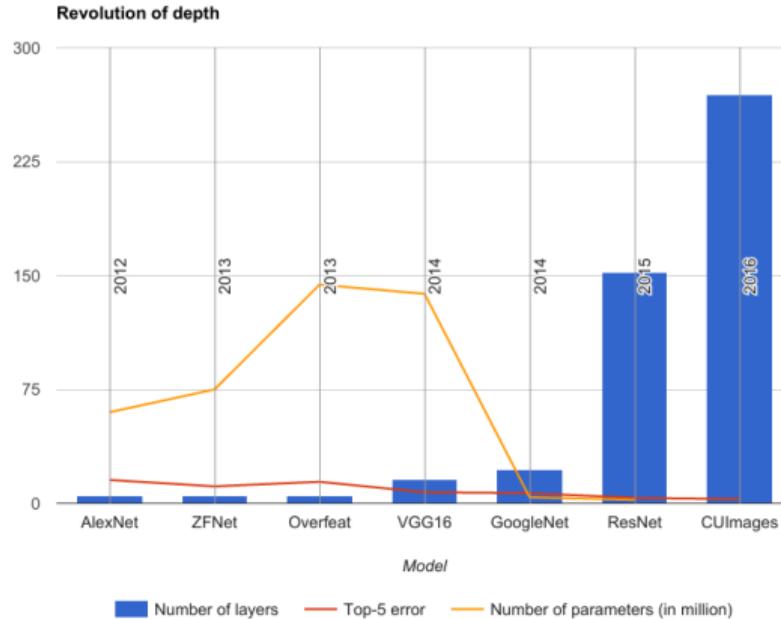


Figura 7: Evolução de profundidade, taxa de erro e número de parâmetros das redes neurais profundas com o passar dos anos.

Deep Learning

► Breve Histórico

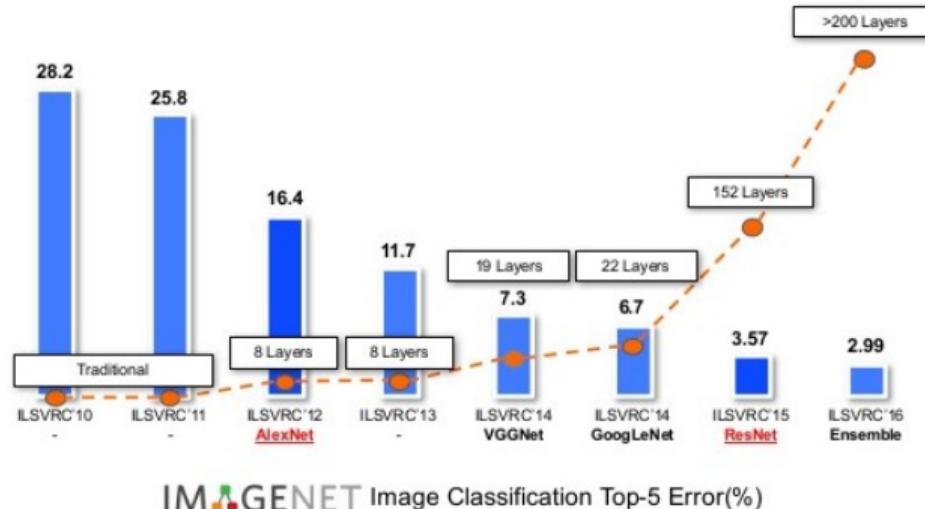
- (1950) Modelos lineares simples: McCulloch e Pitts; Perceptron
- (1980) Interconexão entre vários neurônios e algoritmo *back-propagation*
 - ▶ LeNet
- (2006) Deep Belief Networks

Deep Learning

- ▶ *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)*
 - Imagenet
 - 14 milhões de imagens de 21 mil categorias organizadas hierarquicamente
 - Erro top-5

Deep Learning

Figura 8: Evolução do erro dos modelos vencedores da competição ILSVRC pela profundidade das redes neurais



Redes Neurais Convolucionais

- Topologia bem definida e estrutura em grid
- Operações de convolução em pelo menos uma de suas camadas
- Destaca-se no reconhecimento de padrões em dados de alta dimensionalidade

Redes Neurais Convolucionais

▪ Convolução

$$S(i, j) = I(i, j) * K(i, j) = \sum_m \sum_n I(m, n)K(i - m, j - n) \quad (1)$$

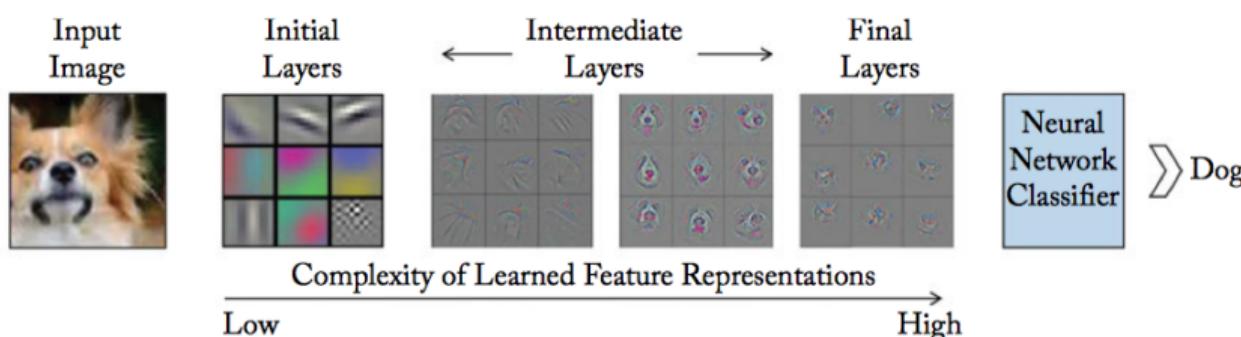
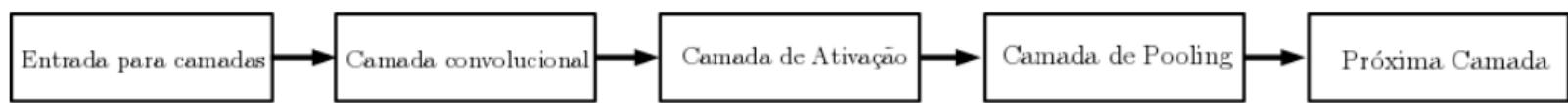


Figura 9: Papel das camadas convolucionais e *feature maps* nas CNNs.

Redes Neurais Convolucionais

Figura 10: Componentes de uma camada de uma rede neural convolucional.



Redes Neurais Convolucionais

- ▶ Hiperparâmetros de uma CNN
 - ▶ Tamanho e quantidade de filtros
 - ▶ Pooling
 - ▶ Padding
 - ▶ Strides

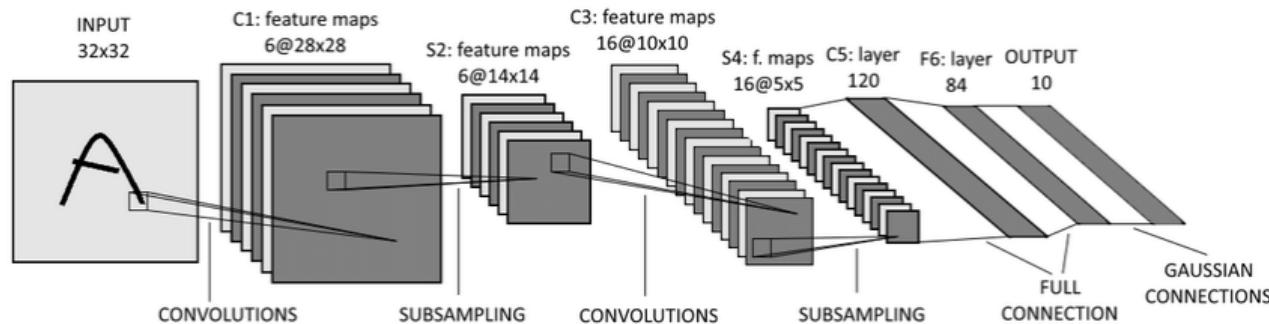
Modelos Canônicos de Redes Neurais Convolucionais

- Arquiteturas que trouxeram contribuições importantes
- Comuns ainda hoje no cenário de DL

Modelos Canônicos de Redes Neurais Convolucionais

LeNet (1998)

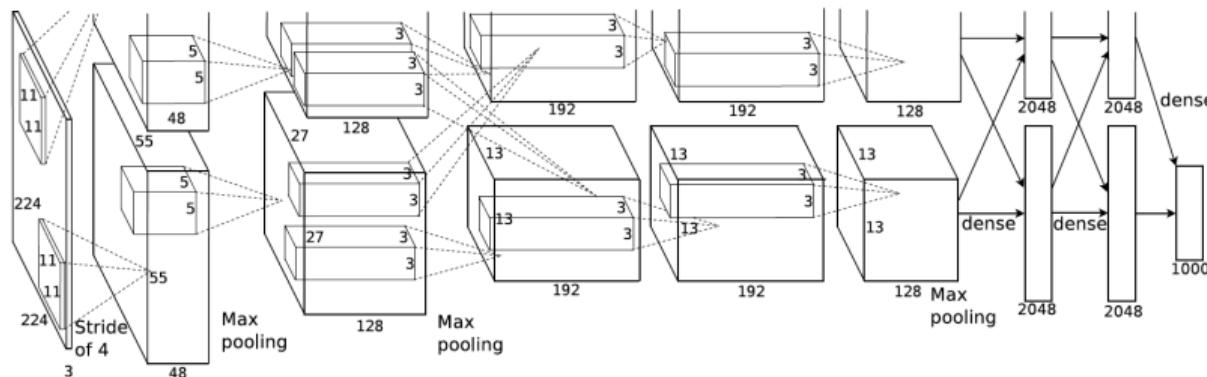
- Conjunto de dados *Modified National Institute of Standards and Technology* (MNIST)
- Imagens em escala de cinza de tamanho 32×32
- Amplamente utilizada por bancos



Modelos Canônicos de Redes Neurais Convolucionais

AlexNet (2012)

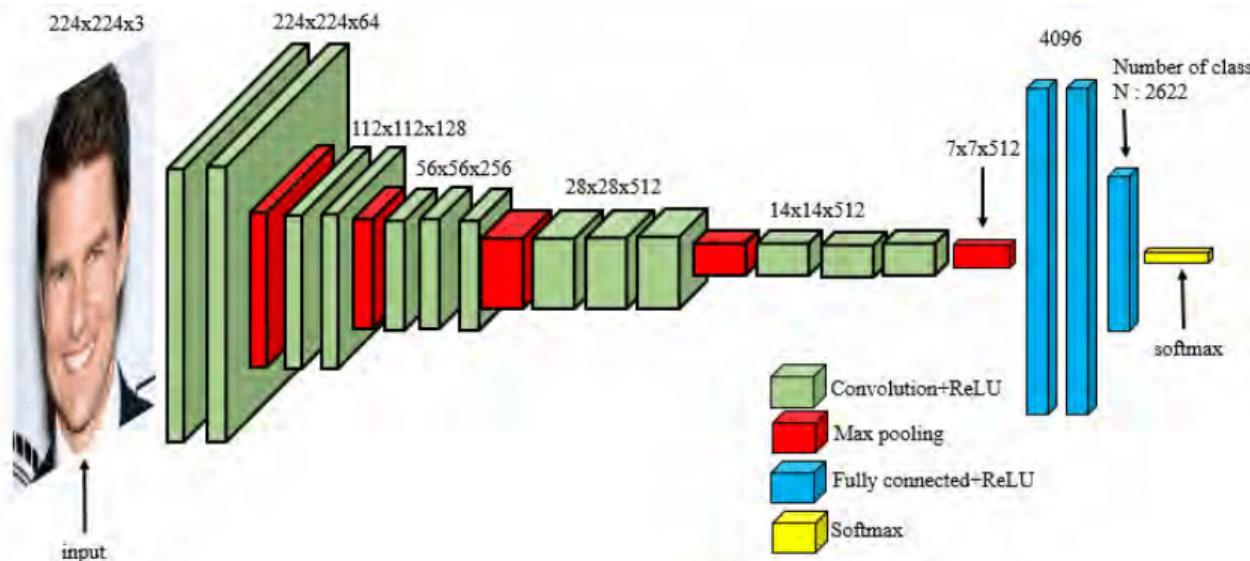
- Primeira CNN ganhadora do desafio ILSVRC
- Imagens de 1000 categorias da ImageNet
- Erro top-5 igual a 15.4%
- Treinamento: duas GPU GTX 580 por 5 a 6 dias



Modelos Canônicos de Redes Neurais Convolucionais

VGG (2014)

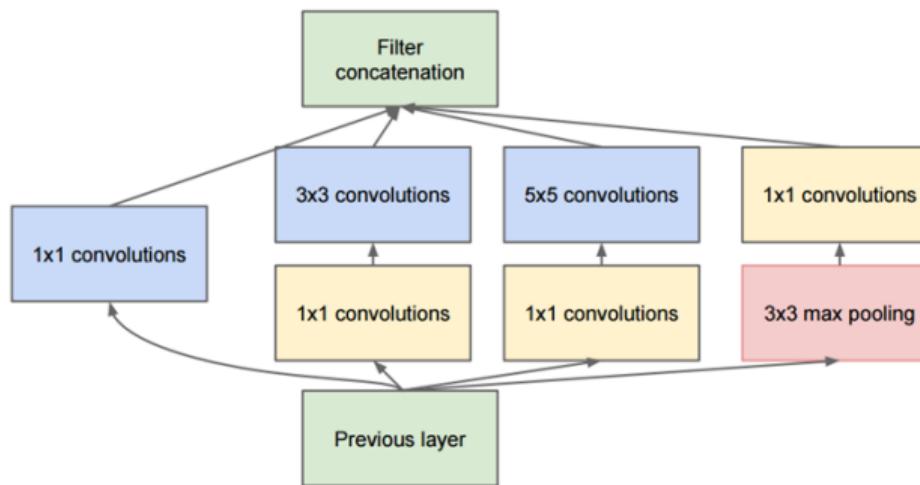
- Erro top-5 de 7.3%
- Treinamento em 4 GPUs Nvidia Titan Black por duas a três semanas
- Erro top-5 igual a 15.4%



Modelos Canônicos de Redes Neurais Convolucionais

- Inception ou GoogLeNet (2014)
 - 22 camadas convolucionais
 - Treinamento em algumas GPUs de alta performance por uma semana
 - Erro top-5 de 6.7%

Figura 11: Bloco Inception da CNN GoogLeNet



Modelos Canônicos de Redes Neurais Convolucionais

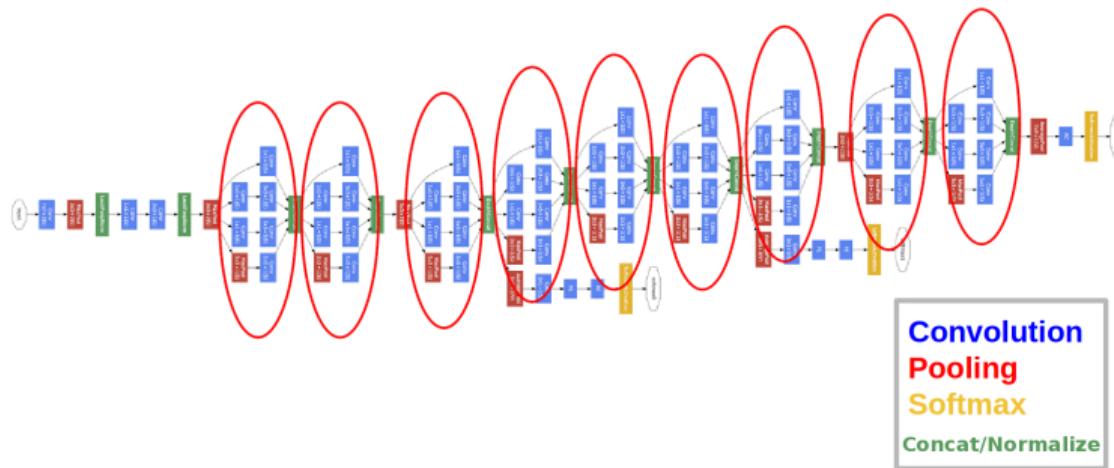


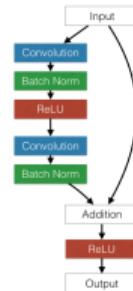
Figura 12: GoogLeNet

Modelos Canônicos de Redes Neurais Convolucionais

ResNet (2015)

- Total de 152 camadas
- Treinamento em 8 GPUs por duas a três semanas
- Erro top-5 de 3.6%

Figura 13: Bloco Residual da CNN ResNet.



Transfer Learning

Transfer Learning

Representações de imagens aprendidas por CNNs a partir de conjuntos de dados com grande número de exemplos podem ser transferidas eficientemente para outras tarefas de reconhecimento visual que tenham uma quantidade limitada de dados de treinamento

Transfer Learning

- CNNs com alto desempenho
- Transferir os parâmetros de peso w e de bias b
- Remove-se as últimas camadas

Outline

1. Apresentação

2. Fundamentação Teórica

3. Trabalhos Relacionados

4. Solução Proposta

5. Resultados Parciais

6. Considerações Parciais

Trabalhos Relacionados

- **DEX** (Rothe,2015)
 - Ensemble de 20 VGG-16
 - Pré-treinadas com a ImageNet
 - *Fine Tuning* com imagens disponibilizadas pelos sites do IMDb, da Wikipedia, e o conjunto de dados *Looking At People*
 - Problema de classificação: idade entre 0 e 100
 - MAE (*Mean Average Error*) de 3.221 na fase de testes

Trabalhos Relacionados

■ **AgeNet** (Liu et al., 2015)

- Ensemble de modelos regressores e classificadores com diferentes métodos de normalização de face
- CNNs inspiradas na *GoogLeNet*
- MAE de 3.3345

Trabalhos Relacionados

- (Levi e Hassner, 2015):
 - Idade e gênero
 - Três camadas convolucionais com *dropout* e funções de ativação *ReLU*, seguidas por três camadas totalmente conectadas
 - Problema de classificação: 8 classes de idade
 - Acurácia de $84.7\% \pm 2.2$

Outline

1. Apresentação

2. Fundamentação Teórica

3. Trabalhos Relacionados

4. Solução Proposta

5. Resultados Parciais

6. Considerações Parciais

Tarefa de Aprendizado

- Tarefa de Regressão

- **Entrada:**

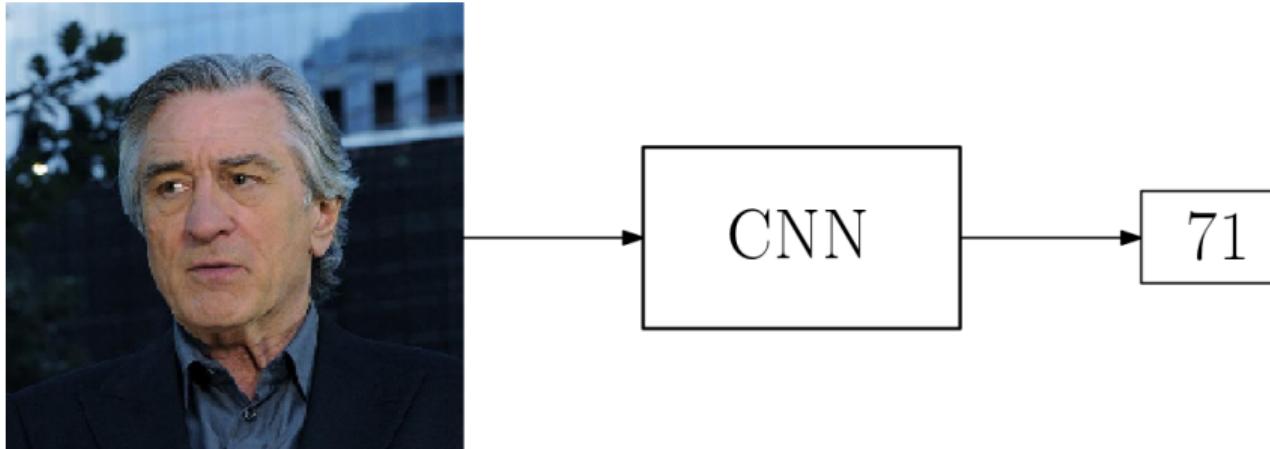
- Imagem em cores RGB de dimensões 224×224 pixels contendo uma face humana centralizada

- **Saída:**

- Estimativa de idade, em anos, da pessoa correspondente

Tarefa de Aprendizado

Figura 14: Tarefa de aprendizado



Tarefa de Aprendizado

■ Métrica de desempenho

- *Root Mean Squared Error (RMSE)*

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2}. \quad (2)$$

Conjunto de Dados

- Base de dados experimentais IMDb
 - 452.132 exemplares
 - 20.284 dos atores mais populares listados no site IMDb
 - Organizada por Rothe et al.

Conjunto de Dados

Meta-dado	Valor
ID Celebridade	16349
Nome	Robert De Niro
Endereço da imagem	imdb/34/nm0000134_rm334009 0368_1943-8-17_2011.jpg
Pontuação da Face	5.21396
Pontuação da Segunda Face	NaN
Localização da Face	(663.65, 992.475, 590.134, 918.959)
Data de Nascimento	1943 – 08 – 17
Ano da Foto	2011
Gênero	Masculino

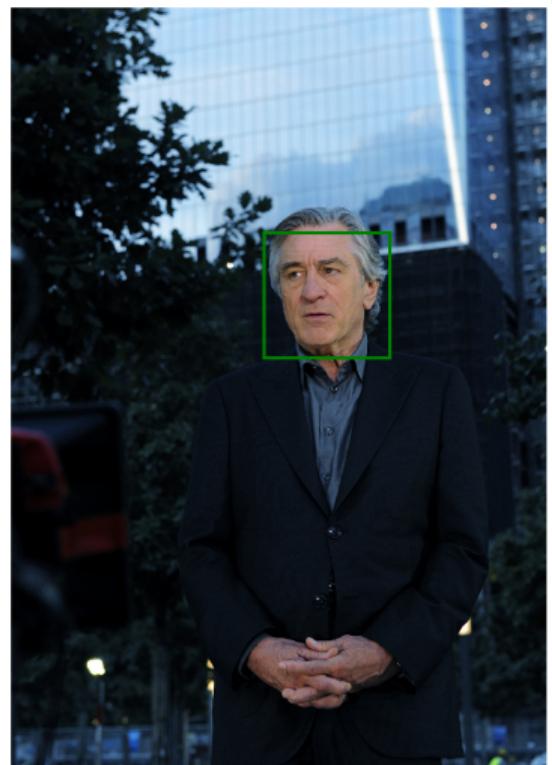


Figura 15: Exemplo de imagem do conjunto de dados contendo apenas um rosto.

Conjunto de Dados

Meta-dado	Valor
ID Celebridade	16349
Nome	Robert De Niro
Endereço da imagem	imdb/34/nm0000134_rm17663 60064_1943-8-17_2010.jpg
Pontuação da Face	5.12527
Pontuação da Segunda Face	5.08887
Localização da Face	(914.886, 1426.31, 287.31, 798.734)
Data de Nascimento	1943 – 08 – 17
Ano da Foto	2010
Gênero	Masculino

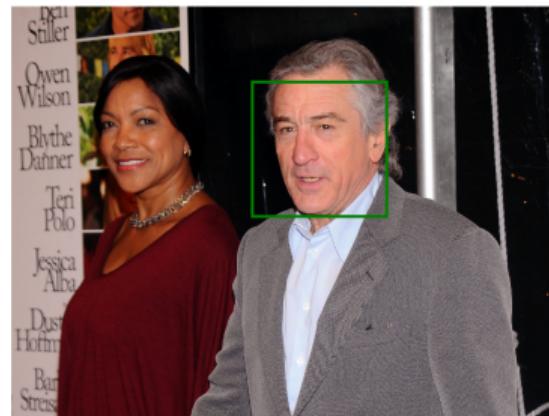


Figura 16: Exemplo de imagem do conjunto de dados contendo mais de um rosto com a classificação correta.

Conjunto de Dados

Meta-dado	Valor
ID Celebridade	16349
Nome	Robert De Niro
Endereço da imagem	imdb/34/nm0000134_rm14800 44288_1943-8-17_2012.jpg
Pontuação da Face	5.51656
Pontuação da Segunda Face	4.55379
Localização da Face	(1392.72, 1614.18, 225.55, 447.003)
Data de Nascimento	1943 – 08 – 17
Ano da Foto	2012
Gênero	Masculino



Figura 17: Exemplo de imagem do conjunto de dados contendo mais de um rosto com a classificação errônea.

Conjunto de Dados

- Versão original: 267 GB
- Faces recortadas: 7, 1 GB

Limpeza e Pré-processamento dos dados

- Cálculo do atributo alvo: **Idade**
- Itens descartados:
 - Idade e gênero apresentando valores nulos, inválidos ou negativos
 - Múltiplos exemplos referentes à mesma pessoa com a mesma idade
 - Idade maior que 100 anos ou não compatível com os dados da celebridade referida nos meta-dados
 - Ausência de rosto
 - Presença de mais de uma face na imagem

Limpeza e Pré-processamento dos dados

- Padronização das dimensões das imagens
 - 224×224 pixels
 - RGB
- Descarte de meta-dados irrelevantes para a tarefa de aprendizado

Limpeza e Pré-processamento dos dados

- Conjunto de dados consolidado
 - 47.950 exemplos
 - 14.607 celebridades
 - 1,2GB em disco
- Divisão obedecendo o método *Holdout*
 - Treinamento–Validação–Teste
 - 70% – 10% – 20%
 - 33.565 – 4.795 – 9.590

Modelos de CNN Considerados

- Arquiteturas LeNet e AlexNet
- Funções de ativação tangente hiperbólica substituídas pela função *ReLU*
- Método de otimização do gradiente descendente *Adam*
- Camadas de saída com apenas um neurônio
- *batch size* igual a 64
- Número de épocas obtida de maneira experimental

Modelos de CNN Considerados

- Primeiro ciclo de treinamento e teste
 - LeNet e AlexNet
 - Neurônio da camada de saída com função de ativação *ReLU*
 - Taxa de aprendizado obtida de maneira experimental

Modelos de CNN Considerados

- Segundo ciclo de treinamento e teste
 - LeNet e AlexNet
 - Neurônio da camada de saída com função de ativação *Leaky ReLU*
 - Taxa de aprendizado inicial igual a 10^{-3}
 - Decaimento de 10^{-10}

Modelos de CNN Considerados

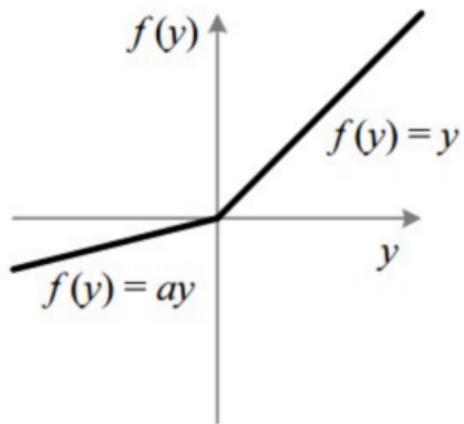


Figura 18: Função de Ativação *Leaky ReLU*

Outline

1. Apresentação

2. Fundamentação Teórica

3. Trabalhos Relacionados

4. Solução Proposta

5. Resultados Parciais

6. Considerações Parciais

Resultados Parciais

- Estimação de idade a partir de uma imagem de face
- LeNet e AlexNet

Tabela 3: Resultados preliminares do treino e teste dos modelos propostos utilizando *ReLU* na camada de saída.

Modelo	Épocas	RMSE
LeNet	95	41.08
AlexNet	55	41.96

Resultados Parciais

- Tendência de ambas redes em preverem valores baixos
- *ReLU dying problem*
- Possível *underfitting*
- Alternativas para endereçar o problema
 - *Leaky ReLU* na camada de saída

Resultados Parciais

Tabela 4: Resultados preliminares do treino e teste dos modelos propostos utilizando *Leaky ReLU* na camada de saída.

Modelo	Épocas	RMSE
LeNet	12	41.55
AlexNet	6	14.38

Outline

1. Apresentação

2. Fundamentação Teórica

3. Trabalhos Relacionados

4. Solução Proposta

5. Resultados Parciais

6. Considerações Parciais

Considerações Parciais

➤ Resultados Preliminares

- Elaborar estratégias inteligentes para estimação de idade de telespectadores de *Smart TVs* a partir de suas respectivas fotografias faciais
- Modelos de CNNs baseados na LeNet e AlexNet
- Dois perfis de hiperparâmetros cada
- Melhora significativa na performance da AlexNet
- Saídas
 - LeNet exibiu valores positivos e negativos próximos de zero
 - AlexNet forneceu previsões que giravam em torno da média dos dados

Considerações Parciais

■ Próximos passos

- Pesquisar e adotar estratégias que possam minimizar os problemas identificados
- Proposição, o treinamento e teste de outras redes inspiradas em outros modelos canônicos

Considerações Parciais

- Problema importante do ponto de vista prático
 - Recomendação de conteúdo
 - Controle parental em *Smart TVs*
- Prática de conceitos vistos durante o curso
 - Inteligência Artificial
 - Redes Neurais
 - Processamento Digital de Imagens
 - *Machine Learning*
 - Sinais e Sistemas.

Estimação Inteligente de Idade de Telespectadores para Aplicações de Sugestão de Conteúdo em Smart TVs

Trabalho de Conclusão de Curso I

por

Nicoli P. Araújo, Elloá B. Guedes

{npda.eng, ebgcosta, }@uea.edu.br

do

Núcleo de Computação
Escola Superior de Tecnologia
Universidade do Estado do Amazonas
Manaus – Amazonas – Brasil