

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

Nicoli Pinheiro de Araújo, Elloá B. Guedes

¹ Escola Superior de Tecnologia
Universidade do Estado do Amazonas
Av. Darcy Vargas, 1200 – Manaus – Amazonas

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

Abstract. *This work presents a proposal for estimating the age of viewers for content suggestion applications on Smart TVs using machine learning techniques. Such a tool can be used in a variety of ways, including to facilitate the collection of information that contributes to a better content delivery experience, to the creation and control of custom settings, and to the implementation of more efficient parental control.*

Resumo. *Este trabalho apresenta uma proposta para estimação de idade de telespectadores para aplicações de sugestão de conteúdo em Smart TVs utilizando técnicas de machine learning. Tal ferramenta pode ser utilizada de diversas maneiras, incluindo para facilitar a coleta de informações que contribuam para melhor experiência de provimento de conteúdo, para a criação e controle de configurações personalizadas e para a implementação de um controle parental mais eficiente.*

1. Introdução

As *Smart TVs* são o resultado da evolução tecnológica junto aos aparelhos de televisão domésticos. Possuem capacidades interativas ligadas à internet, acesso a conteúdo online, *e-commerce* de conteúdo televisivo, navegação web e acesso a redes sociais. Estes aparelhos podem ser equipados com câmeras e microfones embutidos e transmitem conteúdo 2D ou até mesmo 3D. Neste último caso, em particular, os telespectadores fazem uso de óculos especiais (NEWSROOM, 2011), (PERAKAKIS; GHINEA, 2015).

Segundo a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios realizada pelo IBGE em 2015, foi observado um total de 103 milhões de aparelhos de televisões em residências e pontos comerciais, das quais 16 milhões são de *Smart TVs*. A pesquisa detalha que 94% destas *Smart TVs* foram adquiridas entre 2014 e 2015. Os números mostram um posterior aumento nas vendas de aparelhos televisores deste tipo, representando 68,2% do total de televisores vendidos no primeiro semestre de 2017 (IBGE, 2015).

Este aumento de vendas tem várias causas. Destacam-se os muitos benefícios resultantes do uso de *Smart TVs* quando comparadas aos aparelhos convencionais (SHIN; HWANG; CHOO, 2013), (BETWEEN, 2017). Em especial, cita-se o aumento da qualidade na transmissão, a utilização de aplicativos diversos e a possibilidade de acesso à conteúdo *online* e *on demand*, gratuitos ou mediante assinaturas. Além destes benefícios, cuja maioria é resultante da conectividade com a internet, outros fatores têm justificado o aumento das vendas e do interesse do público consumidor pelas *Smart TVs*, tais como o encerramento da transmissão de sinal analógico da televisão aberta, a Copa do Mundo 2018 e a tecnologia 4K (GUIMARÃES, 2017; BRAZILIENSE, 2018; CAPELAS, 2017).

Apesar da grande disponibilidade de conteúdo nas *Smart TVs* e sua grande difusão nos lares brasileiros, é imprescindível levar em conta as restrições e recomendações deste conteúdo para o público alvo a que se destina. Tendo isto em mente, o processo de classificação indicativa integra o sistema de garantias dos direitos da criança e do adolescente quanto a promover, defender e garantir o acesso a espetáculos e diversões públicas adequados à condição de seu desenvolvimento, mas reserva-se o direito final aos pais e responsáveis quanto à escolha do conteúdo adequado a estes (DEPUTADOS, 1995). No Brasil, a *Coordenação de Classificação Indicativa* (Cocind), vinculada ao Ministério da Justiça, é o órgão responsável pela classificação indicativa de obras destinadas à televisão e outros meios, incluindo até mesmo aplicativos.

Assim, buscando facilitar a interação entre telespectador e *Smart TV*, um estimador de idade pode ser utilizado para facilitar a coleta de informações que contribuam para melhor experiência de provimento de conteúdo e de configurações personalizadas, e pode ser especialmente útil para a implementação de um controle parental mais eficiente, protegendo crianças e adolescentes de conteúdos inadequados à sua faixa etária.

1.1. Objetivos

O objetivo geral deste trabalho consiste em propor um estimador de idade para telespectadores de *Smart TVs*. Para alcançar esta meta, alguns objetivos específicos precisam ser contemplados, a citar:

- Formular um referencial teórico sobre redes neurais convolucionais, modelo de *machine learning* considerado, contemplando suas características, principais arquiteturas, métodos de treinamento e teste;
- Consolidar uma base de dados para a tarefa de *machine learning* proposta, contemplando exemplos realísticos;
- Identificar tecnologias adequadas para implementar o estimador proposto;
- Propor, treinar e testar diferentes arquiteturas de redes neurais convolucionais para a tarefa em questão;
- Avaliar comparativamente os estimadores propostos.

1.2. Justificativa

A realização de um trabalho de conclusão de curso desta natureza é justificada por várias razões. No contexto da interação entre telespectador e *Smart TV*, um estimador de idade pode ser utilizado para facilitar a coleta de informações que contribuam para melhor experiência de provimento de conteúdo e de configurações personalizadas. Em particular, a estimação de idade dos telespectadores pode ser especialmente para a implementação de um controle parental mais eficiente, protegendo crianças e adolescentes de conteúdos inadequados à sua faixa etária.

Um outro aspecto que ressalta a importância da realização de um trabalho desta natureza é a prática e a proposição de soluções envolvendo *machine learning*. Esta é uma área de vanguarda na Computação e seu potencial para resolução de problemas práticos está em franco desenvolvimento. Ao considerar a elaboração do estimador proposto, será necessário dominar conhecimentos de ferramental tecnológico atual, o que pode colaborar na minimização da distância entre o profissional em formação e os anseios do mercado de trabalho da área.

Por fim, há que se mencionar a relação entre a área de pesquisa considerada neste trabalho de conclusão de curso e o Laboratório de Sistemas Inteligentes (LSI). Este trabalho alinha-se com os objetivos desta iniciativa do Núcleo de Computação (NUCOMP),

motivando o desenvolvimento de uma solução inovadora que utiliza técnicas da Inteligência Artificial.

1.3. Metodologia

A metodologia para o desenvolvimento deste trabalho consiste na realização da *fundamentação teórica sobre machine learning*, em especial contemplando os conceitos relativos às redes neurais convolucionais. Para tanto, considerar-se-á a literatura desta área para que haja o entendimento das bases biológicas deste modelo computacional, como funcionam, quais as características e os modelos mais importantes. Neste estudo, além dos aspectos teóricos, serão considerados os ambientes de desenvolvimento, bibliotecas e outras tecnologias para implementação dos conceitos contemplados..

Os demais passos que compõem a metodologia deste trabalho baseiam-se no *fluxo de atividades de machine learning*, conforme (MARSLAND, 2015). Inicialmente, haverá a aquisição e o pré-processamento de imagens para *consolidar uma base de dados* para esta tarefa de aprendizado. Nesta etapa, será considerada a literatura e, se possível, outras bases de dados já disponíveis e com licença livre de utilização.

A seguir, há a *proposição de diferentes modelos de redes neurais convolucionais* para a tarefa de aprendizado em questão. Nesta etapa, serão consideradas diferentes arquiteturas, parâmetros e hiperparâmetros de configuração. Estes procedimentos visam consolidar um espaço de busca de modelos que possam endereçar a tarefa de maneira mais eficiente.

O próximo estágio consiste no *treinamento das redes neurais convolucionais* para o problema em questão, considerando diferentes parâmetros de configuração. Durante este processo, uma parte da base de dados é apresentada para que haja o ajuste de pesos nas camadas que compõe o aprendizado de características necessárias para que os modelos propostos sejam capazes de realizar a tarefa de *machine learning* pretendida. O treinamento das redes ocorrerá utilizando computação em nuvem, tendo em vista a capacidade computacional necessária para realizar este procedimento.

Segue-se então o *teste das redes*, respeitando uma abordagem de validação cruzada e utilizando métricas de desempenho apropriadas. O objetivo desta fase consiste em aferir os modelos propostos e treinados quanto à sua capacidade de generalização.

Por fim, para identificação de um modelo mais adequado à esta tarefa, as *métricas de desempenho serão comparadas* e os melhores modelos elencados a partir destes valores, apontando assim um estimador apropriado para o problema inicialmente considerado.

Além destas atividades, há que se considerar a escrita da proposta e do projeto final do trabalho de conclusão de curso, bem como as defesas parcial e final, que precisam ser incorporadas no cronograma.

1.4. Cronograma

Uma visão geral do cronograma de atividades deste trabalho de conclusão de curso pode ser vista na Tabela 1. Elas possuem relação com a metodologia detalhada na seção 1.3, que detalha as regras e diligências estabelecidas para realizar este trabalho.

2. Fundamentação Teórica

2.1. Smart TVs

As *Smart TVs* são o resultado da evolução tecnológica junto aos aparelhos de televisão domésticos. Possuem capacidades interativas ligadas à internet, acesso a conteúdo online,

Tabela 1: Cronograma de atividades levando em consideração os dez meses (de 02/2018 a 12/2018) para a realização do TCC.

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

e-commerce de conteúdo televisivo, navegação web e acesso a redes sociais. Estes aparelhos podem ser equipados com câmeras e microfones embutidos e transmitir conteúdo 2D ou até mesmo 3D. Neste último caso, em particular, os telespectadores fazem uso de óculos especiais.

O principal diferencial no tocante ao hardware entre *Smart TVs* e as antigas tecnologias LED e LCD TV reside na conexão com a internet, a qual pode ser realizada via módulo Wi-Fi ou Ethernet (BETWEEN, 2017; QUAIN, 2018). Para promover esta conexão e posterior interação com o usuário, estas televisões utilizam os mesmos sistemas operacionais e conjuntos de aplicativos que computadores ou *smartphones* convencionais, em especial mencionam-se navegador web e diversos aplicativos.

É possível também que *Smart TVs* exibam conteúdo de mídia transmitido a partir de *smartphones* ou computadores conectados na mesma rede Wi-Fi, conforme o padrão de compartilhamento de mídia DLNA (*Digital Living Network Alliance*) (MICHÉLE; KARPOW, 2014; SHIN; HWANG; CHOO, 2013; PERAKAKIS; GHINEA, 2015; KOVACH, 2010). Muitos modelos destes televisores também possuem ferramentas para o reconhecimento de comandos de voz, possibilitando funcionalidades como troca e busca de canais, controle de volume, etc. Este controle de voz costuma também estar integrado com funções das casas inteligentes, tendência da Internet das Coisas (QUAIN, 2018).

A Figura 1 exibe um diagrama representativo dos elementos que compõem uma *Smart TV*. As legendas para os números apresentados na imagem estão na Tabela 2. Dentre os diversos fabricantes destes dispositivos, em nível mundial destacam-se as marcas Hisense, LG, Panasonic, Phillips. Samsung, Sharp, Sony, TCL, Toshiba e Vizio (QUAIN, 2018).

As aplicações disponíveis para *Smart TVs* são diversas, permitindo, por exemplo,



Figura 1: Diagrama representativo de uma *Smart TV* e seus componentes (NEWSROOM, 2011). Ver legenda dos componentes na Tabela 2.

Tabela 2: Legenda dos componentes citados na Figura 1.

Número	Descrição	Número	Descrição
1	Moldura	13	Sintonizador, 4 portas HDMI e 3 portas USB
2	Painel de cristal negro (célula)	14	3D <i>Hyper Real Engine</i>
3	Molde da moldura do meio	15	Placa de Alimentação
4	Folha óptica	16	Sensor de luz ambiente
5	LGP – <i>Light Guide Plate</i>	17	Módulo <i>bluetooth</i>
6	LED	18	Módulo Wi-Fi
7	Chassi traseiro	19	Auto-falantes
8	Cobertura intermediária	20	Suporte quadrangular
9	Cobertura traseira	21	Botão <i>touch</i> operacional
10	Placa de circuito principal (Placa mãe)	22	Câmera de video de telefone
11	<i>Smart Real Engine</i>	23	Suporte de parede
12	<i>Speed Backlite Engine</i>	24	Controle remoto QWERTY
		25	Óculos 3D

o acesso a conteúdo de programas e também a informações esportivas, como é comum no caso do futebol. Um exemplo de aplicação disponível para *Smart TVs* é a disponibilizada desde 2016 pela emissora aberta SBT, vide Figura 2. Este aplicativo contém novelas, programas e outras atrações disponibilizadas pela emissora que podem ser assistidos *on demand* (SBT, 2015). Outros exemplos compreendem os aplicativos de *streaming*, tais como Netflix, Amazon Prime Video, Hulu e Pandora (CIRIACO,).

Segundo a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios realizada pelo IBGE em 2015, foi observado um total de 103 milhões de aparelhos de televisões em residências e pontos comerciais, das quais 16 milhões são de *Smart TVs*. A pesquisa detalha que 94%

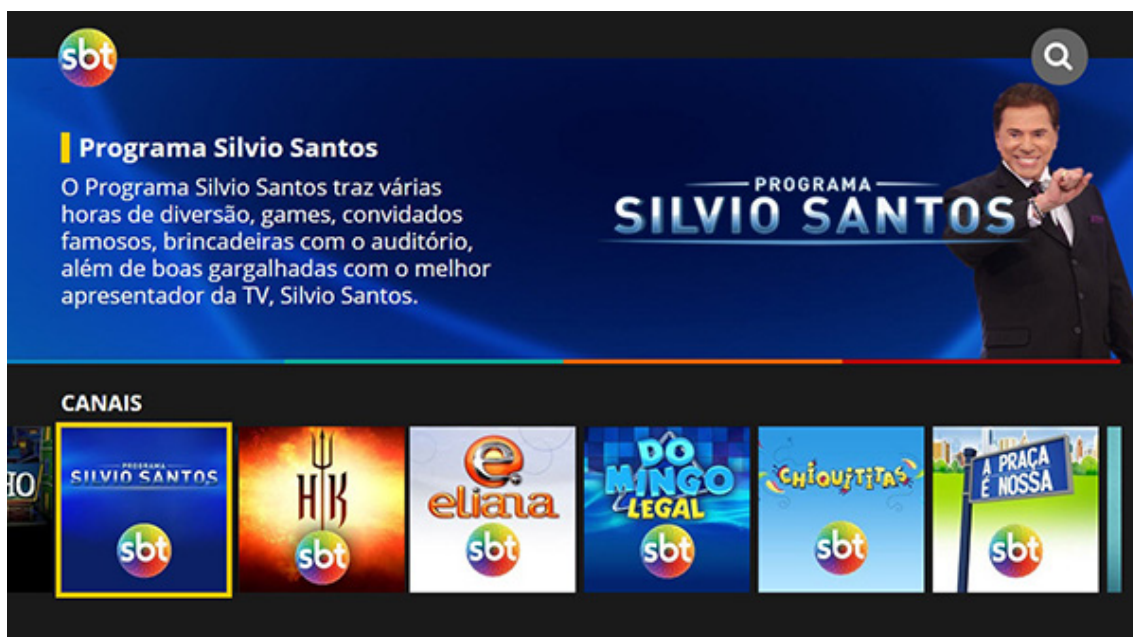


Figura 2: Aplicativo SBT. Fonte: (SBT, 2015)

destas *Smart TVs* foram adquiridas entre 2014 e 2015. Os números mostram um posterior aumento nas vendas de aparelhos televisores deste tipo, representando 68,2% do total de televisores vendidos no primeiro semestre de 2017 (IBGE, 2015).

Há muitos benefícios resultantes do uso de *Smart TVs* quando comparadas aos aparelhos convencionais. Em especial, cita-se o aumento da qualidade na transmissão, a utilização de aplicativos diversos e a possibilidade de acesso à conteúdo *online* e *on demand*, gratuitos ou mediante assinaturas. Além destes benefícios, cuja maioria é resultante da conectividade com a internet, outros fatores têm justificado o aumento das vendas e do interesse do público consumidor pelas *Smart TVs*, tais como o encerramento da transmissão de sinal analógico da televisão aberta, a Copa do Mundo 2018 e a tecnologia 4K (GUIMARÃES, 2017; BRAZILIENSE, 2018; CAPELAS, 2017).







Apesar da grande disponibilidade de conteúdo nas *Smart TVs*, é imprescindível levar em conta as restrições e recomendações deste conteúdo para o público alvo a que se destina. Neste sentido, a próxima seção detalha as políticas vigentes de classificação indicativa de conteúdo televisivo.

2.2. Classificação Indicativa para Conteúdo Televisivo

O processo de classificação indicativa integra o sistema de garantias dos direitos da criança e do adolescente quanto a promover, defender e garantir o acesso a espetáculos e diversões públicas adequados à condição de seu desenvolvimento, mas reserva-se o direito final aos pais e responsáveis quanto à escolha do conteúdo adequado a estes (DEPUTADOS, 1995).

No Brasil, a *Coordenação de Classificação Indicativa* (Cocind), vinculada ao Ministério da Justiça, é o órgão responsável pela classificação indicativa de obras destinadas à televisão e outros meios, incluindo até mesmo aplicativos. A análise da classificação indicativa realizada pelo Cocind considera o grau de incidência de conteúdos de sexo e nudez, violência e drogas nas obras a serem avaliadas, como sintetizado na Tabela 3. O processo envolve o exame do conteúdo das obras a serem classificadas, a atribuição de

Tabela 3: Categorias de classificação indicativa propostas pela Portaria No. 368, de 11 de Fevereiro de 2014. Fonte: (JUSTIÇA, 2012)

Categoria	Símbolo	Descrição do Conteúdo
Livre		Conteúdo predominantemente positivos ou que contenham imagens de violência fantasiosa, armas sem violência, mortes sem violência, ossadas e esqueletos sem violência, nudez não erótica e consumo moderado ou inusitado de drogas lícitas.
Não recomendado para menores de dez anos		Presença de armas com violência; medo ou tensão; angústia; ossadas e esqueletos com resquícios de ato de violência; atos criminosos sem violência; linguagem depreciativa; conteúdos educativos sobre sexo; descrições verbais do consumo de drogas lícitas; discussão sobre o tráfico de drogas; e o uso medicinal de drogas ilícitas.
Não recomendado para menores de doze anos		Ato violento; lesão corporal; descrição de violência; presença de sangue; sofrimento da vítima; morte natural ou acidental com violência; ato violento contra animais; exposição ao perigo; exposição de pessoas em situações constrangedoras ou degradantes; agressão verbal; obscenidade; bullying; exposição de cadáver; assédio sexual; supervalorização de beleza física; supervalorização do consumo; nudez velada; insinuação sexual; carícias sexuais; masturbação não explícita; linguagem chula; linguagem de conteúdo sexual; simulações de sexo; apelo sexual; consumo de drogas lícitas; indução ao uso de drogas lícitas; consumo irregular de medicamentos; menção a drogas ilícitas.
Não recomendado para menores de catorze anos		Morte intencional; estigma ou preconceito; nudez; erotização; vulgaridade; relação sexual não explícita; prostituição; insinuação do consumo de drogas ilícitas; descrições verbais do consumo de drogas ilícitas; e discussão sobre a descriminalização de drogas ilícitas.
Não recomendado para menores de dezesseis anos		Estupro; exploração sexual; coação sexual; tortura; mutilação; suicídio; violência gratuita ou banalização da violência; aborto, pena de morte ou eutanásia; relação sexual intensa não explícita; produção ou tráfico de qualquer droga ilícita, consumo de drogas ilícitas; indução ao consumo de drogas ilícitas.
Não recomendado para menores de dezoito anos		Violência de forte impacto; elogio; glamourização e/ou apologia à violência; crueldade; crimes de ódio; pedofilia; sexo explícito; situações sexuais complexas ou de forte impacto; apologia ao uso de drogas ilícitas.

classificação indicativa, verificação do cumprimento das normas associadas e advertência por descumprimento destas normas (JUSTIÇA, 2014).

No mundo, conteúdos televisivos são comumente classificados quanto ao grau de incidência de assuntos como linguagem vulgar, conteúdo sexual, drogas e violências, além de temas como conteúdo perturbador e discriminação, a exemplo dos Países Baixos. É frequente a aplicação de restrições de horários para a transmissão de conteúdos restritivos. As classes podem incluir restrição de idade e/ou supervisão de responsáveis, como ocorre nos Estados Unidos, Chile, Equador, Hong Kong, entre outros. Em países como a Austrália e Nova Zelândia, há um sistema de classificação indicativa para televisão aberta e outro para fechada, e um sistema de classificação especial para programas direcionados ao público infantil, na Austrália. Na Colômbia, é proibida a transmissão aérea de pornografia, mesmo em canais adultos. O ícone da classificação indicativa frequentemente deve ser exibido antes do início do programa, antes do início de cada bloco, a exemplo do Brasil, ou durante toda a transmissão do programa, como é o caso da França. Na Alemanha, apenas o aviso “O programa a seguir não é recomendado para espectadores abaixo de

16/18 anos” é mostrado na tela caso haja conteúdo potencialmente ofensivo. Em países como Portugal, Polônia e Singapura, a implantação de sistemas de classificação indicativa é posterior ao ano de 2000 (WIKIPEDIA, 2018).

2.3. *Machine Learning*

Machine Learning (ML), também chamado de Aprendizado de Máquina, é uma subárea da Inteligência Artificial que trata do estudo sistemático de algoritmos e sistemas que são capazes de melhorar seu desempenho com a experiência. Um algoritmo que tem este comportamento é aquele capaz de aprender a partir de dados, assim como humanos e outros animais. Estes, ao se depararem com determinada situação, costumam procurar lembranças de situações similares, de como agiram, e se o comportamento adotado foi vantajoso, e deve ser repetido, ou prejudicial, devendo ser evitado (MARSLAND, 2015), (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016), (FLACH, 2012).

De maneira análoga ao aprendizado natural, os algoritmos de *machine learning* precisam aprender, processo chamado de aquisição da experiência. De acordo com a definição clássica de (MITCHELL, 1997), um algoritmo que aprende a partir da experiência E quanto a um conjunto de tarefas T e medida de performance P , se sua performance nas tarefas em T , medida por P , melhora com a experiência E .

Ao inferir um algoritmo de *machine learning* para desenvolver determinada tarefa, busca-se um modelo, ou seja, uma função, que mapeie as instâncias do espaço de entrada para o de saída (FLACH, 2012). Estes modelos podem ser agrupados em diferentes categorias ao se considerar o tipo de aprendizado e de saída desejada para o algoritmo. Na Figura 3 está uma visão geral dos modelos de algoritmos de *machine learning* e suas subdivisões.

Quanto ao tipo de aprendizado, as tarefas de *machine learning* podem ser agrupadas em três tipos diferentes, a depender da presença e do tipo de resposta dada ao algoritmo quanto ao desempenho de suas saídas. No aprendizado supervisionado o algoritmo deve aprender a inferir valores a partir de dados rotulados, ou seja, que têm seus valores de saída conhecidos, apresentados na fase de treinamento, a exemplo das máquinas de vetores de suporte, redes neurais artificiais *feed-forward*, regressão linear e logística, etc. Já no aprendizado não-supervisionado, o algoritmo deve inferir padrões e estruturas a partir de dados não tabelados, a exemplo de modelos como *k-means*, redes neurais artificiais profundas de codificação preditivas e detecção de anomalia. Por fim, no aprendizado por reforço o algoritmo não recebe dados ou rótulos, e deve aprender a partir das recompensas positivas ou negativas dadas por ações que modifiquem o ambiente de maneira satisfatória ou não (FLACH, 2012).

Já quanto ao tipo de saída desejado, os problemas podem ser atacados são a classificação, regressão, transcrição, tradução automática, detecção de anomalia, síntese e amostragem. As principais tarefas que podem ser endereçadas utilizando aprendizado supervisionado são a classificação e a regressão (FLACH, 2012). Um algoritmo proposto a uma tarefa de classificação deve especificar cada entrada x como pertencente a uma dentre k categorias pré-determinadas, produzindo uma saída $y = f(x)$ tal que a função f é definida como $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \{1, \dots, k\}$, ou seja, f mapeia sequências de números reais x de dimensão n para um valor y do meio de k possibilidades (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016). Dentre as tarefas de classificação estão o reconhecimento de objetos em uma imagem, determinar se um indivíduo será ou não vítima de determinada doença, se sobreviverá ou não a determinado acidente, etc. Uma tarefa de regressão en-

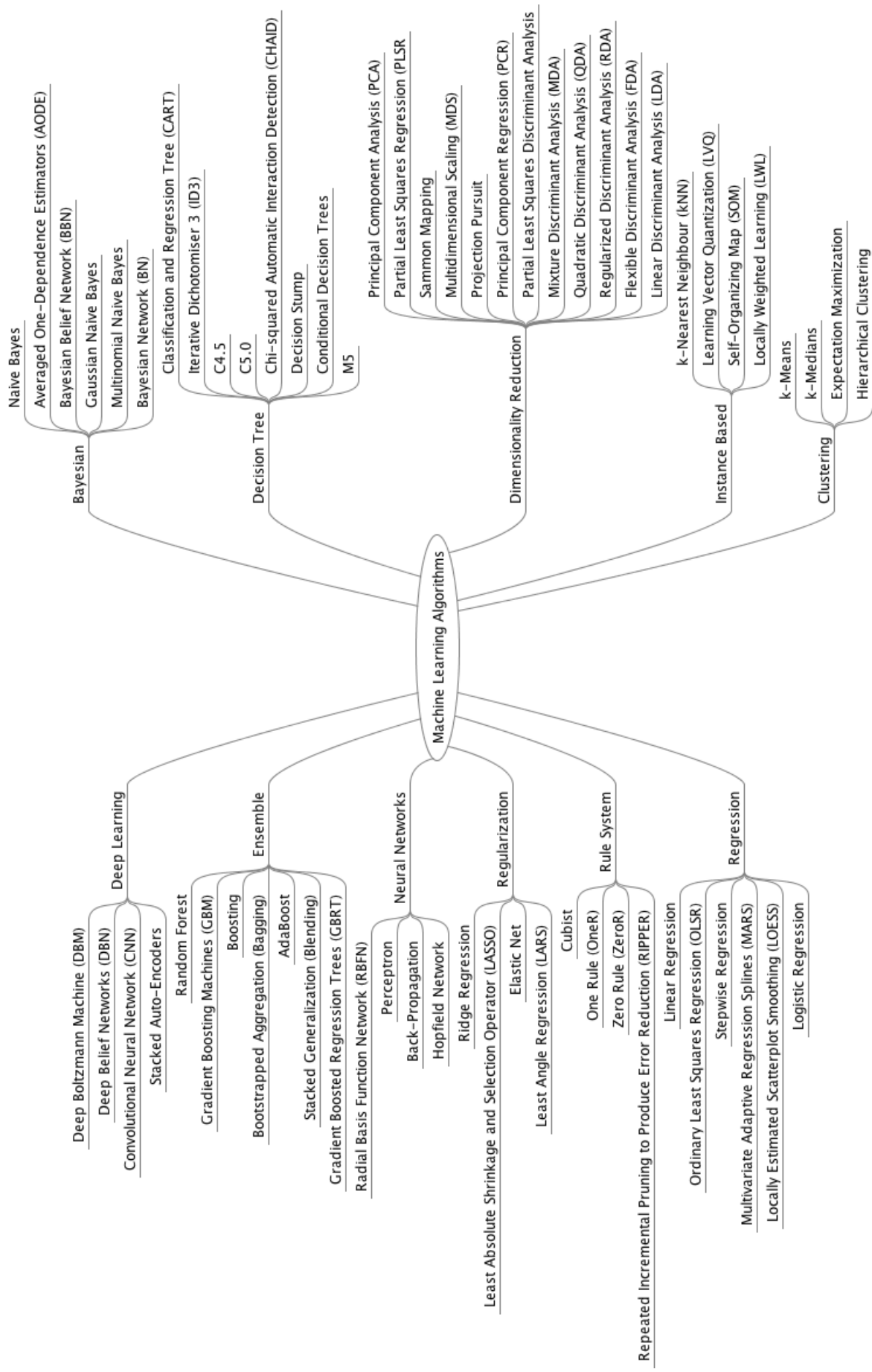


Figura 3: Mapa mental dos algoritmos de *Machine Learning* organizados por área e sub-área.

volve aprender uma função de valor real a partir de uma entrada (FLACH, 2012). Assim, a saída $y = f(x)$ é dada pela função $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, ou seja, f mapeia uma entrada multidimensional x para um valor y real (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016). Algumas tarefas de regressão envolvem a previsão de preços de um mercado de ações, a determinação do risco do seguro para um carro, do volume diário de precipitação em determinada cidade, etc.

falta modelos paramétricos e não paramétricos

2.4. Redes Neurais Artificiais

Redes Neurais Artificiais (RNAs) são um modelo de computação não algorítmica caracterizado por sistemas que, em algum nível, lembram a estrutura do cérebro humano. São sistemas paralelos distribuídos compostos por unidades de processamento simples, os neurônios, que calculam funções matemáticas, normalmente não-lineares. Estes neurônios são dispostos em uma ou mais camadas e interligados por um grande número de conexões normalmente unidirecionais e comumente associadas a pesos que armazenam o conhecimento representado no modelo e ponderam a entrada recebida por cada neurônio da rede. Os principais atrativos das RNAs envolvem a capacidade de capturar tendências a partir de um conjunto de exemplos e dar respostas coerentes para dados não-conhecidos, ou seja, de generalizar a informação aprendida.

A motivação para a criação deste modelo vem do funcionamento do cérebro biológico, que é formado por neurônios interligados que se comunicam entre si de modo contínuo e paralelo através de impulsos nervosos. Esta complexa rede neural biológica é capaz de reconhecer padrões e relacioná-los, produzir emoções, pensamentos, percepção e cognição, além do . Cada neurônio é composto de um corpo, dendritos e um axônio, como é mostrado na Figura 4. Os dendritos são responsáveis pela recepção de impulsos nervosos vindos de outros neurônios; o corpo combina os sinais recebidos pelos dendritos e caso o resultado ultrapasse determinado limiar de excitação do neurônio, são gerados novos impulsos nervosos, que são transmitidos pelo axônio até os dendritos dos neurônios seguintes. Esta conexão unilateral entre neurônios biológicos está expressa na Figura 5.

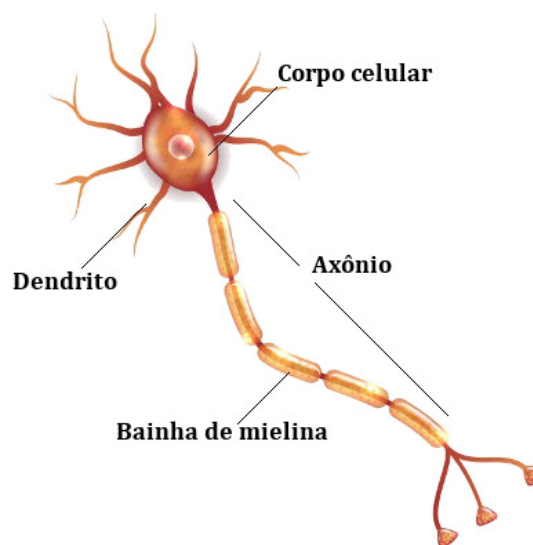


Figura 4: Neurônio biológico e seus componentes: corpo, axônio e dendritos.



Figura 5: Conexão entre neurônios biológicos

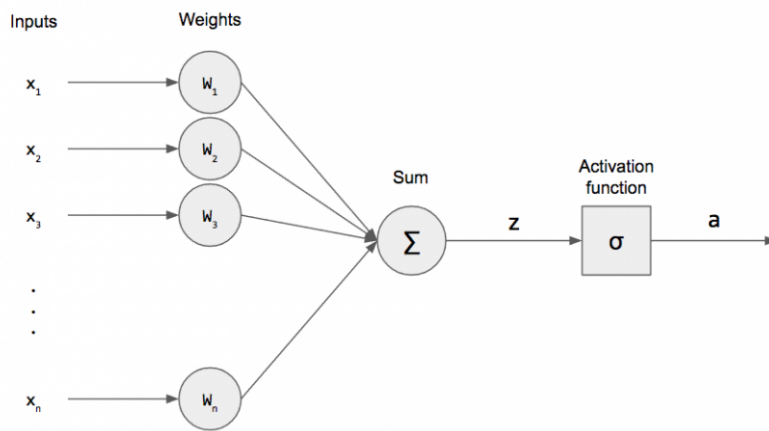


Figura 6: Representação de um neurônio

Com base neste modelo biológico, McCulloch e Pitts propuseram em (MCCULLOCH; PITTS, 1943) um neurônio artificial. Explanoado na Figura 6, o modelo de McCulloch e Pitts é formado por somente um neurônio artificial que contém n terminais de entrada dada por $x = x_1, \dots, x_n$ e um terminal de saída y . Esta organização faz uma alusão aos dendritos, centro e axônio de um neurônio biológico. A saída é mapeada através de uma função de ativação $y = g(z)$ expressa na Equação 1, em que a soma ponderada z do vetor de entrada x pelo conjunto de pesos $w = w_1, \dots, w_n$ deve ser maior ou igual a um limiar de ativação θ .

$$z = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (1)$$

$$y = g(z) = \begin{cases} 0, & \text{se } z < \theta \\ 1, & \text{se } z \geq \theta \end{cases} \quad (2)$$

Em 1958, Frank Rosenblatt apresenta o neurônio *Perceptron* (ROSENBLATT, 1958), que mais tarde seria empregado como a unidade de processamento de uma RNA e de outros modelos de ML como as *support vector machines*. O Perceptron agregou ao neurônio de McCulloch e Pitts conceitos cruciais para a caracterização das RNAs como são conhecidas hoje, como a não obrigatoriedade de igualdade dos pesos e limiares de ativa-

ção, a possibilidade de os pesos serem positivos ou negativos, a diversidade de funções de ativação, entre outros. Sua maior contribuição envolve a adição de um algoritmo de aprendizado, que permite a adaptação de seus pesos para que a rede possa se aproximar de uma função que exiba saídas adequadas para determinada tarefa de aprendizado dadas as entradas do conjunto de dados (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000).

1. Inicializar a taxa de aprendizado η e o vetor de pesos w ;
2. Para cada par do conjunto de treinamento (x, y) :
 - (a) Atualizar o vetor de pesos para cada um dos neurônios da rede segundo a regra

$$w(t+1) = w(t) + \eta ex(t) \quad (3)$$

até $e = 0$ para todos os p elementos do conjunto de treinamento em todos os neurônios da rede.

Linkar com backpropagation → gradiente descendente, solvers

introduzir a noção de camadas de neurônios

Este modelo inicial apresentava algumas limitações, atribuídas principalmente à sua linearidade e simplicidade, características que possibilitam resolver apenas problemas linearmente separáveis (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000). Um modelo Perceptron é incapaz de aprender a função XOR, por exemplo (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016). Atualmente, as redes neurais artificiais podem apresentar diversos tipos de arquitetura, ao variar parâmetros como o número de camadas de neurônios, número de nós em cada camada, os tipos de conexões entre neurônios e topologia de rede.

Quanto ao número de camadas de neurônios, pode-se ter: redes de camada única, compostas por um neurônio que conecta todos os parâmetros de entrada às saídas do modelo, a exemplo do Perceptron; ou redes de múltiplas camadas, que consistem de mais de um neurônio entre alguma entrada e alguma saída da rede, como é retratado no modelo da Figura 7. Este último modelo é chamado *Multilayer Perceptron*, e contém uma camada de entrada, mais de uma camada escondida ou oculta, e uma camada de saída.

Quanto aos tipos de conexão possíveis entre os neurônios, tem-se que as RNAs podem ser do tipo *feedforward* ou acíclica e *feedback* ou cíclica.

adicionar a definição do goodfellow

No que tange a conectividade, uma RNA pode ser dita: fracamente ou parcialmente conectada quando nem todos os neurônios da camada anterior se conectam a todos da camada posterior; ou rede completamente conectada quando todos os neurônios da camada anterior estão conectados a todos os neurônios da camada posterior.

melhorar texto, adicionar imagens das classificações e exemplos de redes.

Várias funções de ativação são utilizadas para determinar as saídas dos neurônios das camadas escondidas e de saída. As funções de ativação mais comuns são a linear ou identidade, *ReLU* – unidade exponencial linear retificada e suas variações, softmax, tangente hiperbólica e sigmoide.

. Todas estas alterações feitas ao modelo Perceptron inicial acabou por aumentar o escopo dos problema que podem ser resolvidos com RNAs.

aplicações

As RNAs *feedforward* formam a base para muitas aplicações, o que faz com que este modelo seja de extrema importância para profissionais da área de ML. Para exemplificar, as RNA convolucionais utilizadas para reconhecimento de objetos a partir de

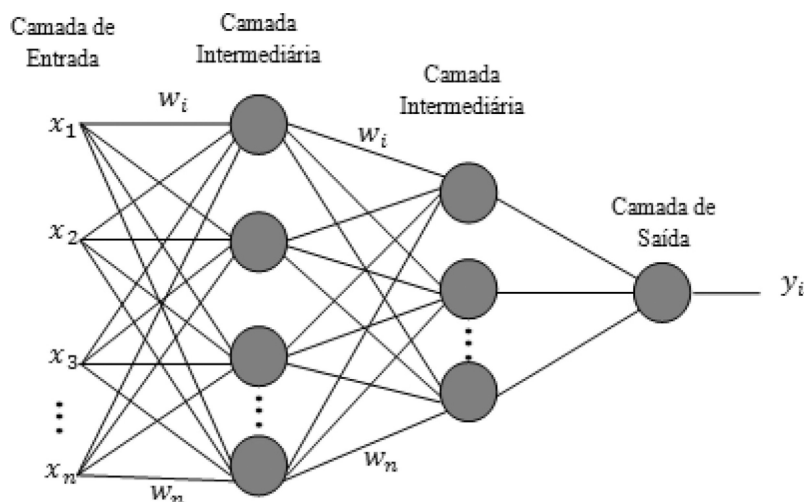


Figura 7: Rede Neural Multicamadas

Tabela 4: Funções de ativação mais populares. —melhorar legenda

Nome	Gráfico	Equação	Intervalo
Identidade ou Linear		$g(z) = z$	$(-\infty, +\infty)$
Tangente Hiperbólica		$g(z) = \tanh(z) = \frac{(e^z - e^{-z})}{(e^z + e^{-z})}$	$(-1, 1)$
Sigmoide ou Logística		$g(z) = \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	$(0, 1)$
Unidade Linear Retificada		$g(z) = \max(0, z)$	$[0, \infty)$
Softmax		$g(\alpha, z) = \begin{cases} -\frac{\ln(1 - \alpha(z + \alpha))}{\alpha}, & \text{se } \alpha < 0 \\ z, & \text{se } \alpha = 0 \\ \frac{e^{\alpha z} - 1}{\alpha} + \alpha, & \text{se } \alpha > 0 \end{cases}$	$(-\infty, \infty)$

imagens são um tipo de RNAs *feedforward*. Estas redes também são um pilar para as redes recorrentes, que alimentam muitas aplicações de linguagens naturais (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016). Estes modelos filhos das RNAs *feedforward* são parte da sub-área *Deep Learning*, que será tratada na Seção 2.5.

2.5. Deep Learning

Deep Learning (DL), também conhecido como Aprendizagem Profunda, compreende um conjunto de técnicas de ML que podem ser aplicadas em problemas de aprendizado supervisionado e não-supervisionado. A principal característica dos modelos neste domínio é a capacidade de representar e reconhecer características sucessivamente complexas, por meio da adição de níveis ou camadas de operações não lineares em sua arquiteturas, a exemplo das nas redes neurais profundas, máquinas de Boltzmann profundas e fórmulas proposicionais. Modelos deste tipo ganharam popularidade ao se mostraram capazes de resolver problemas complexos com um desempenho cada vez maior (BENGIO et al., 2009).

Há dois aspectos recorrentes nas diversas descrições de DL presentes hoje: (1) modelos que consistem de camadas ou estágios sucessivos de processamento de informações

não-lineares; e (2) métodos para aprendizado supervisionado ou não-supervisionado de representação de características em camadas sucessivamente mais altas ou abstratas.

A melhoria do desempenho de modelos de DL é decorrente do aumento recente da quantidade de dados disponíveis sobre temas complexos, aliado com o aumento da disponibilidade de recursos computacionais para executar modelos mais robustos (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016), (DENG; YU et al., 2014). Segundo a IBM, em 2017 foram gerados 2,5 quintilhões de bytes de dados por dia, e 90% do volume total de dados gerados até 2017 no mundo foi criado nos últimos dois anos (IBM, 2017).

Para exemplificar o efeito da adição de camadas aos modelos de DL, expõe-se na Figura 8 uma visão geral do aumento da profundidade de redes neurais convolucionais aplicadas à detecção de objetos em imagens. Nota-se que conforme são adicionadas camadas às redes, há uma diminuição no erro e, nas redes mais recentes, uma diminuição brusca do número de parâmetros a serem treinados. Isto indica que redes neurais convolucionais mais profundas tendem a capturar com maior precisão as características objetos em imagens, e que modelos mais modernos, a exemplo da GoogLeNet e ResNet, atingem este efeito enquanto diminuem a complexidade do problema ao derrubar o número de parâmetros a serem treinados.

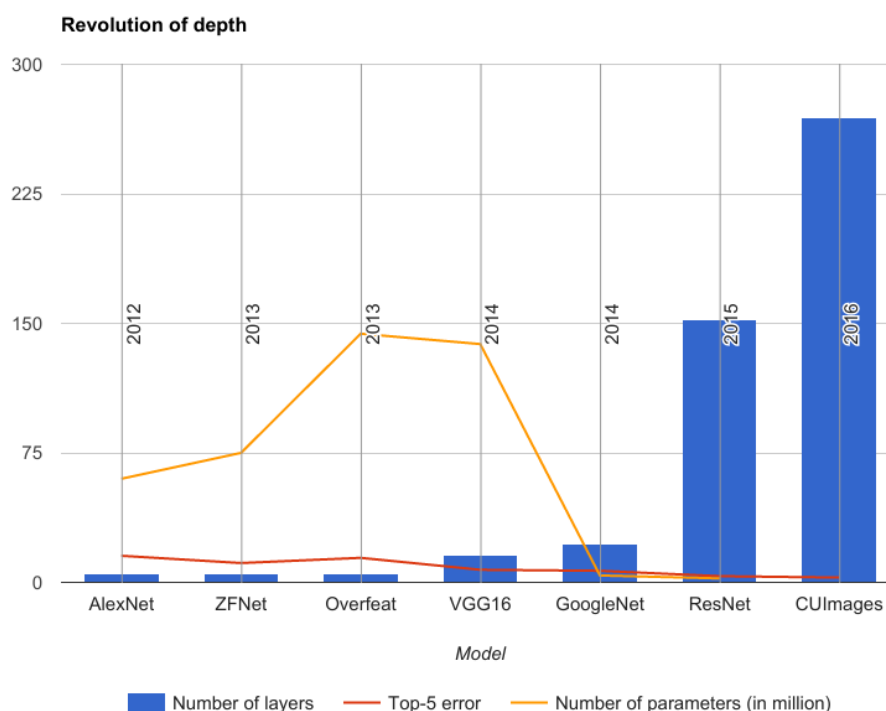


Figura 8: Evolução de profundidade, taxa de erro e número de parâmetros de redes neurais convolucionais com o passar dos anos. Fonte: (ECARLAT, 2017).

2.5.1. Breve Histórico

Historicamente, o conceito de DL se originou de pesquisas sobre Redes Neurais Artificiais (RNA), mais especificamente, as redes neurais *feed-forward* com muitas camadas ocultas, também chamadas de redes neurais profundas (DENG; YU et al., 2014). O termo *deep*

learning foi utilizado pela primeira vez em (DECHTER, 1986), no contexto da descoberta de todas as configurações de conflitos mínimas no fim de um problema de satisfação de limitação (em inglês, *Constraint-Satisfaction Problem – CSP*). Em ANO, foi utilizado para designar métodos que têm a ver com o DL moderno em PUBLICAÇÃO, que trata de TEMA. A partir daí, o termo passou a designar modelos compostos de várias camadas sucessivas de operações não lineares utilizados para o aprendizado de determinada tarefa.

A história da pesquisa sobre este DL está dividida em três ondas, ou gerações. A primeira geração foi marcada pelo desenvolvimento de modelos lineares simples, compostos apenas por um neurônio, como o modelo de (MCCULLOCH; PITTS, 1943) e o Perceptron de (ROSENBLATT, 1958). A segunda onda, iniciada nos anos 1980, teve como idéia central a interconexão entre vários neurônios (RUMELHART; MCCLELLAND, 1986), além do algoritmo de *back-propagation* (RUMELHART; HINTON; WILLIAMS, 1986). No final da segunda era, (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997) propuseram o modelo *long short-term memory* (LSTM) e (LECUN et al., 1998) propuseram a LeNet

EXPLICAR IMPORTÂNCIA DA LENET

. A terceira onda começa em 2006 com a publicação do artigo (HINTON; OSINDERO; TEH, 2006), que apresenta as *deep belief networks*, um tipo de RNA que

EXPLICAR

. Foi nesta onda, que dura até o presente momento (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016), que o termo *deep learning* se popularizou. Na conjectura atual, redes neurais profundas têm superado sistemas que aplicam ML e funcionalidades desenhadas à mão em competições envolvendo inteligência artificial.

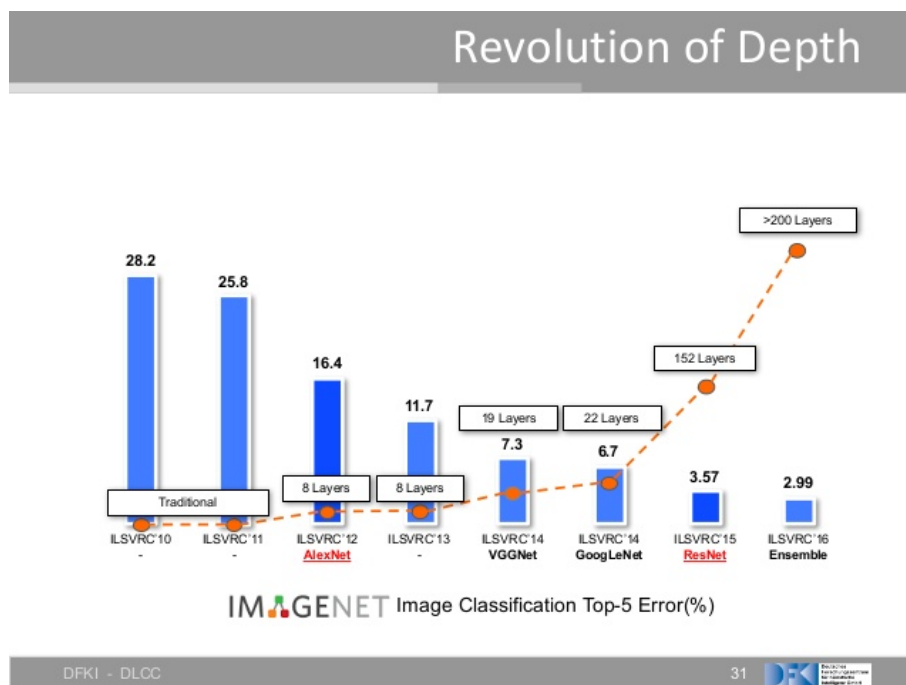


Figura 9: Evolução do erro dos modelos vencedores da competição ILSVRC pela profundidade das redes neurais (BORTH, 2017)

A *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*, ou ILSVRC, é uma competição em que times de pesquisa avaliam seus algoritmos em um conjunto de dados

fornecido, e competem para chegar à melhor acurácia em várias tarefas de reconhecimento visual. Em 2011, uma boa classificação no ILSVRC tinha por volta de 25% de erro. Em 2012, uma RNA convolucional chamada AlexNet atingiu 16.4% de erro. No gráfico da Figura 8, que mostra os melhores colocados na competição da ImageNet ano a ano, nota-se a diferença entre o erro atingido pelo modelo do ano anterior, que consiste de DETALHAR MODELO DE 2011, para a AlexNet.

EXPLORAR MAIS A IMAGEM.

Apesar de ter tido um foco inicial em técnicas novas de aprendizado não-supervisionado e na habilidade de modelos profundos de boa generalização a partir de conjuntos de dados pequenos, o momento atual das pesquisas em DL envolvem o uso de técnicas de aprendizado supervisionado bem mais antigas para o *leverage* de conjuntos de dados massivos e categorizados. Um exemplo destas técnicas são as redes neurais convolucionais com múltiplas camadas, que impulsionaram os avanços recentes alcançados no campo da visão computacional. Na Seção 2.5.2 a seguir, serão definidas as redes neurais convolucionais, suas características e particularidades. Na Seção 2.5.3 serão tratadas algumas das redes neurais convolucionais profundas que ganharam destaque em competições como o ILSVRC responsáveis pela fama atingida nos últimos anos.

2.5.2. Redes Neurais Convolucionais

Redes neurais convolucionais (CNN, do inglês, *Convolutional Neural Networks*) são uma classe de redes neurais *feed-forward* que têm se mostrado bem-sucedidas no processamento de dados que têm uma topologia bem definida e estruturada em uma grade, a exemplo de séries temporais e imagens. Sua principal característica envolve o uso de convoluções no lugar de multiplicações de matrizes em ao menos uma das camadas da rede neural (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016). Este modelo pode ser aplicado em tarefas de classificação, regressão, localização, detecção, entre outros.

Cada camada das redes neurais convolucionais é composta por uma etapa de convolução, seguida por uma ativação não-linear, finalizando em *pooling*, como mostra a Figura 10. A seguir, serão explanadas cada uma destas etapas.

2.5.2.1. Convolução

A operação de convolução descreve a média ponderada de uma determinada função $x_1(t)$ sob um intervalo fixo de uma variável, enquanto os pesos da média ponderada considerada pertencem à função $x_2(t)$ amostrados em intervalos a (BRACEWELL; BRACEWELL, 1986). Assim, a convolução $s(t)$ de duas funções $x_1(t)$ e $x_2(t)$ é uma função $f : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{R}$ representada simbolicamente por $x_1(t) * x_2(t)$ e definida de acordo com a Equação 4 (LATHI, 2006).

$$s(t) = x_1(t) * x_2(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x_1(a)x_2(t-a)da \quad (4)$$

Quando a operação de convolução é aplicada em aprendizagem de máquina, a primeira função $x_1(t)$ é chamada de *input*, a segunda função $x_2(t)$ é chamada de *kernel*, e a saída $s(t)$ é chamada de mapa de *feature map*, ou mapa de características. Neste caso, a entrada normalmente é um vetor multidimensional de dados e o núcleo é um vetor multidimensional de pesos que devem ser adaptados pelo algoritmo de aprendizado de máquina.

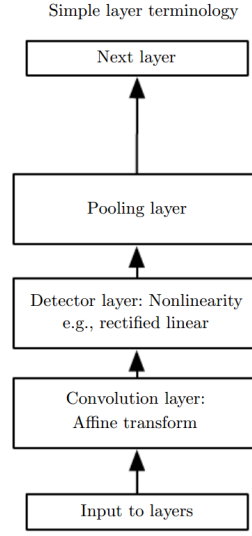


Figura 10: Componentes de uma camada de uma rede neural convolucional (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

Em redes neurais convolucionais, os vetores multidimensionais de entrada e núcleo são chamados tensores. Além disto, assume-se que os valores dos tensores são zero em todos os pontos menos os que estão guardados em memória, ou seja, a operação de convolução é implementada apenas nas posições declaradas dos vetores de dados e peso. Assim, para uma imagem bidimensional de tamanho (m, n) I como entrada, tem-se um núcleo bidimensional K , e a operação de convolução é definida como exemplificado na Equação 5, para cada posição (i, j) do mapa de características resultante (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

$$S(i, j) = I(i, j) * K(i, j) = \sum_m \sum_n I(m, n) K(i - m, j - n) \quad (5)$$

A convolução é comutativa, ou seja, as Equações 6 e 5 são equivalentes, salvo que no primeiro caso há a convolução da imagem pelo núcleo, enquanto no segundo há a convolução do núcleo pela imagem. Comumente, a Equação 5 é a implementada em algoritmos de redes neurais convolucionais, haja visto que existem menor variação no intervalo de valores válidos de m e n , o que diminui o custo computacional.

$$S(i, j) = K(i, j) * I(i, j) = \sum_m \sum_n I(i - m, j - n) K(m, n) \quad (6)$$

A propriedade comutativa surge graças à ação de revolver o núcleo em relação à imagem, e não tem aplicação prática. Porém, esta propriedade não tem fins práticos além da prova da operação de convolução. Assim, é comum que seja implementada correlação cruzada, indicada na Equação 7, semelhante à convolução dada na Equação 6 sem que haja o espelhamento do núcleo em relação à imagem.

$$S(i, j) = I(i, j) * K(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) K(m, n) \quad (7)$$

2.5.2.2. Ativação

2.5.2.3. Pooling

Depois de realizar várias operações de convolução em paralelo para gerar um conjunto de ativações lineares e alimentá-las a funções de ativação não-lineares, como *ReLU*, *Softmax*, etc, na chamada etapa de detecção, chega-se à etapa de *pooling*. Uma função de *pooling* substitui a saída da rede em determinada localização por uma síntese estatística das saídas vizinhas. Por exemplo, a função *max pooling* retorna o valor máximo em uma área retangular, enquanto a *average pooling* retorna a média das saídas de um retângulo.

2.5.3. Modelos Canônicos de Redes Neurais Convolucionais para Detecção de Objetos em Imagens

3. Trabalhos Relacionados

A proposta apresentada está relacionada com inúmeros trabalhos envolvendo a aplicação de redes neurais convolucionais e outros modelos de *machine learning* para a estimação de idade de indivíduos.

Segundo (FU; GUO; HUANG, 2010), a idade pode ser inferida a partir de padrões distintos que emergem através da aparência da face. Técnicas comuns para a estimação da idade envolvem a dedução de modelos matemáticos a partir do estudo do crescimento de medidas da face e do crânio (KWON; LOBO, 1999), da textura do rosto (LANITIS; TAYLOR; COOTES, 2002), da captura de tendências de envelhecimento a partir de várias imagens de indivíduos de mesma idade (FU; XU; HUANG, 2007) e a extração de características específicas relacionadas à idade (SUO et al., 2008), (LOU et al., 2018). Modelos de *machine learning* também são utilizados para a tarefa, em especial as redes neurais artificiais, K-vizinhos mais próximos e máquinas de vetores de suporte.

Recentemente, a aplicação de redes neurais convolucionais em problemas de classificação e detecção de objetos em imagens têm obtido resultados significativamente positivos. Em (SIMONYAN; ZISSERMAN, 2014), (HE et al., 2016), (SZEGEDY et al., 2015), (REDMON et al., 2016), (LIU et al., 2016) e outros, são descritas arquiteturas robustas capazes de detectar dezenas de objetos em várias situações. Treinadas com conjuntos de dados visuais que contam com milhares de exemplos como a ImageNet, Pascal VOC e COCO, estas redes são conhecidas por seu bom desempenho. Algumas destas redes foram afinadas utilizando conjuntos de dados menores e especializados para a tarefa de estimação de idade.

O trabalho de (ROTHER; TIMOFTE; GOOL, 2015) relata um método para estimação de idade aparente em imagens de faces imóveis utilizando *deep learning*. Propõe-se um conjunto de 20 redes neurais convolucionais classificadoras com arquiteturas VGG-16 pré-treinadas com a base de dados visuais ImageNet, e ajustadas utilizando imagens disponibilizadas pelo IMDB, Wikipedia, e o conjunto de dados *Looking At People*-LAP para anotação de idade aparente. Cada modelo tem como saída um número discreto entre 0 e 100, representando a idade prevista. A saída final do modelo consiste na média entre as idades previstas pelos 20 redes. A solução atingiu um MAE (*Mean Average Error*) de 3.221 na fase de testes.

Em (LIU et al., 2015) cria-se um estimador de idade composto pela fusão de um

modelo regressor e outro classificador. Realiza-se um pré-processamento da entrada, que envolve a detecção das faces presentes na imagem, seguida pela etapa de localização de pontos de referência, como olhos, nariz e boca, e por fim há a normalização da face. Dois métodos de normalização de face são testados, a normalização exterior e interior. Após este pré-processamento, as imagens resultantes são alimentadas a modelos de redes neurais convolucionais profundas inspiradas na *GoogLeNet* (SZEGEDY et al., 2015). O modelo sofreu modificações em sua arquitetura, como adição de normalização do batch, remoção de camadas de *dropout* e perda. Foram treinados e testados diversos modelos com variações no tipo de normalização da face, tamanho do corte dos rostos, tipo de tarefa preditiva, etc. Os modelos resultantes destas variações foram unidos em um conjunto, que conseguiu prever idades com MAE de 3.3345.

Ademais, é possível encontrar resultados satisfatórios para a tarefa de aprendizado proposta utilizando modelos menos complexos. Com o objetivo de consolidar um método de classificação de idade e gênero, (LEVI; HASSNER, 2015) propõe uma rede neural convolucional de natureza mais simples, se comparada com (SZEGEDY et al., 2015), (SIMONYAN; ZISSERMAN, 2014) ou (HE et al., 2016). Sua arquitetura consiste em três camadas convolucionais com *dropout* e funções de ativação *ReLU*, seguidas por três camadas totalmente conectadas. A camada de saída tem como função de ativação a Softmax. A escolha por um design de rede menor é motivado pelo desejo de reduzir o risco de *overfitting* e pela natureza do problema, que contém apenas 8 classes de idade. O modelo é treinado utilizando apenas o conjunto de referência *Adience*, composto por imagens não filtradas para classificação de idade e gênero. Considerando uma margem de erro de uma classe vizinha, a melhor rede obteve acurácia de $84.7\% \pm 2.2$ ao empregar a técnica de sobre-amostragem.

4. Solução Proposta

4.1. Tarefa de Previsão Considerada

4.2. Elaboração e Descrição da Base de Dados

4.3. Modelos de CNN Considerados

4.4. Parâmetros e Hiperparâmetros

4.5. Métricas de Desempenho

4.6. Etapa de Treinamento

4.7. Etapa de Testes

5. Considerações Finais

Referências

BENGIO, Y. et al. Learning deep architectures for ai. *Foundations and trends® in Machine Learning*, Now Publishers, Inc., v. 2, n. 1, p. 1–127, 2009.

BETWEEN, D. *Difference between Smart TV and Normal TV*. 2017. <<http://www.differencebetween.info/difference-between-smart-tv-and-normal-tv>>. Acessado em 21 de Março de 2018.

BORTH, D. D. *Deep Learning – Future of AI*. [S.l.]: SlideShare, 2017. <<https://www.slideshare.net/GroupeT2i/deep-learning-the-future-of-ai>>. Acessado em 23 de Abril de 2018.

BRACEWELL, R. N.; BRACEWELL, R. N. *The Fourier transform and its applications*. [S.l.]: McGraw-Hill New York, 1986. v. 31999.

BRAGA, A. d. P.; CARVALHO, A.; LUDERMIR, T. B. *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. [S.l.]: Livros Técnicos e Científicos, 2000.

BRAZILIENSE, C. *Copa e novas tecnologias prometem aumentar venda de TVs no Brasil em 2018*. 2018. <http://www.correiobraziliense.com.br/app/noticia/economia/2018/01/23/internas_economia,654966/copa-e-novas-tecnologias-prometem-aumentar-venda-de-tvs-no-brasil.shtml>. Acessado em 21 de Março de 2018.

CAPELAS, B. *Explosão no consumo de vídeos online coloca em xeque o futuro da televisão*. 2017. O Estado de S. Paulo. Acessado em 20 de Março de 2018. Disponível em: <<http://link.estadao.com.br/noticias/geral,explosao-no-consumo-de-videos-online-coloca-em-xeque-o-futuro-da-televisao,70001695828>>.

CIRIACO, D. *Os melhores serviços de streaming de vídeo disponíveis no Brasil*. <<https://canaltech.com.br/internet/os-melhores-servicos-de-streaming-de-video-disponiveis-no-brasil/>>. Acessado em 20 de Março de 2018.

DECHTER, R. *Learning while searching in constraint-satisfaction problems*. [S.l.]: University of California, Computer Science Department, Cognitive Systems Laboratory, 1986.

DENG, L.; YU, D. et al. Deep learning: methods and applications. *Foundations and Trends® in Signal Processing*, Now Publishers, Inc., v. 7, n. 3–4, p. 197–387, 2014.

DEPUTADOS, C. dos. *Estatuto da Criança e do Adolescente*. BRASIL: [s.n.], 1995.

ECARLAT, P. *CNN – Do we need to go deeper?* [S.l.]: Medium, 2017. <<https://medium.com/finc-engineering/cnn-do-we-need-to-go-deeper-afe1041e263e>>. Acessado em 23 de Abril de 2018.

FLACH, P. *Machine learning: the art and science of algorithms that make sense of data*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2012.

FU, Y.; GUO, G.; HUANG, T. S. Age synthesis and estimation via faces: A survey. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE, v. 32, n. 11, p. 1955–1976, 2010.

FU, Y.; XU, Y.; HUANG, T. S. Estimating human age by manifold analysis of face pictures and regression on aging features. In: *IEEE. Multimedia and Expo, 2007 IEEE International Conference on*. [S.l.], 2007. p. 1383–1386.

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. *Deep learning*. [S.l.]: MIT press Cambridge, 2016. v. 1.

GUIMARÃES, N. *Com fim do sinal analógico, busca por smart TVs cresce 11%*. 2017. <<http://www.leiaja.com/tecnologia/2017/07/17/com-fim-do-sinal-analogico-busca-por-smart-tvs-cresce-11/>>. Acessado em 22 de Março de 2018.

HE, K. et al. Deep residual learning for image recognition. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 770–778.

HINTON, G. E.; OSINDERO, S.; TEH, Y.-W. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural computation*, MIT Press, v. 18, n. 7, p. 1527–1554, 2006.

HOCHREITER, S.; SCHMIDHUBER, J. Long short-term memory. *Neural computation*, MIT Press, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, 1997.

IBGE. *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios: Acesso à INternet e à Televisão e Posse de Telefone Móvel Celular para Uso Pessoal*. 2015. <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv99054.pdf>>. Acessado em 16 de Março de 2018.

IBM, M. C. *10 Key Marketing Trends for 2017 and Ideas for Exceeding Customer Expectations*. 2017. <<https://www-01.ibm.com/common/ssi/cgi-bin/ssialias?htmlfid=WRL12345USEN>>. Acessado em 23 de Março de 2018.

JUSTIÇA, M. da. *Política Pública de Classificação Indicativa*. BRASIL: [s.n.], 2014.

JUSTIÇA, S. N. de. *Classificação Indicativa Guia Prático*. BRASIL: [s.n.], 2012.

KOVACH, S. *What Is A Smart TV?* 2010. <<http://www.businessinsider.com/what-is-a-smart-tv-2010-12>>. Acessado em 15 de Março de 2018.

KWON, Y. H.; LOBO, N. da V. Age classification from facial images. *Computer vision and image understanding*, Elsevier, v. 74, n. 1, p. 1–21, 1999.

LANITIS, A.; TAYLOR, C. J.; COOTES, T. F. Toward automatic simulation of aging effects on face images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, v. 24, n. 4, p. 442–455, 2002.

LATHI, B. P. *Sinais e Sistemas Lineares-2*. [S.l.]: Bookman, 2006.

LECUN, Y. et al. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 86, n. 11, p. 2278–2324, 1998.

LEVI, G.; HASSNER, T. Age and gender classification using convolutional neural networks. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 34–42.

LIU, W. et al. Ssd: Single shot multibox detector. In: SPRINGER. *European conference on computer vision*. [S.l.], 2016. p. 21–37.

LIU, X. et al. Agenet: Deeply learned regressor and classifier for robust apparent age estimation. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 16–24.

LOU, Z. et al. Expression-invariant age estimation using structured learning. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE, v. 40, n. 2, p. 365–375, 2018.

MARSLAND, S. *Machine learning: an algorithmic perspective*. [S.l.]: CRC press, 2015.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, Springer, v. 5, n. 4, p. 115–133, 1943.

MICHÉLE, B.; KARPOW, A. Watch and be watched: Compromising all smart tv generations. In: IEEE. *Consumer Communications and Networking Conference (CCNC), 2014 IEEE 11th*. [S.l.], 2014. p. 351–356.

MITCHELL, T. *Machine Learning*. McGraw-Hill Education, 1997. (McGraw-Hill international editions - computer science series). ISBN 9780070428072. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=xOGAngEACAAJ>>.

NEWSROOM, S. *Smart TV: Piece by Piece*. 2011. <<https://news.samsung.com/global/smart-tv-piece-by-piece>>. Acessado em 15 de Março de 2018.

PERAKAKIS, E.; GHINEA, G. A proposed model for cross-platform web 3d applications on smart tv systems. In: ACM. *Proceedings of the 20th International Conference on 3D Web Technology*. [S.l.], 2015. p. 165–166.

QUAIN, J. R. *Smart TVs: Everything You Need to Know*. 2018. <<https://www.tomsguide.com/us/smart-tv-faq,review-2111.html>>. Acessado em 23 de Março de 2018.

REDMON, J. et al. You only look once: Unified, real-time object detection. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 779–788.

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.

ROTHER, R.; TIMOFTE, R.; GOOL, L. V. Dex: Deep expectation of apparent age from a single image. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 10–15.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors. *nature*, Nature Publishing Group, v. 323, n. 6088, p. 533, 1986.

RUMELHART, D. E.; MCCLELLAND, J. L. Parallel distribution processing: exploration in the microstructure of cognition. MA: MIT Press, Cambridge, 1986.

SBT. *Smart TV – TV Conectada*. 2015. <<http://www.sbt.com.br/tvconectada/>>. Acessado em 23 de Março de 2018.

SHIN, D.-H.; HWANG, Y.; CHOO, H. Smart tv: are they really smart in interacting with people? understanding the interactivity of korean smart tv. *Behaviour & information technology*, Taylor & Francis, v. 32, n. 2, p. 156–172, 2013.

SIMONYAN, K.; ZISSERMAN, A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.

SUO, J. et al. Design sparse features for age estimation using hierarchical face model. In: IEEE. *Automatic Face & Gesture Recognition, 2008. FG'08. 8th IEEE International Conference on*. [S.l.], 2008. p. 1–6.

SZEGEDY, C. et al. Going deeper with convolutions. In: CVPR. [S.l.], 2015.

WIKIPEDIA. *Television content rating system*. 2018. <https://en.wikipedia.org/wiki/Television_content_rating_system#Countries_without_TV_rating_systems>. Acessado em 21 de Março de 2018.