

FACULDADE DE TECNOLOGIA DE SÃO JOSÉ DOS CAMPOS
FATEC PROFESSOR JESSEN VIDAL

Felipe Menino Carlos

**Desenvolvimento de recursos de tecnologia
assistiva utilizando técnicas de Deep Learning:
um estudo de casos**

São José dos Campos

2019

Felipe Menino Carlos

Desenvolvimento de recursos de tecnologia assistiva utilizando técnicas de Deep Learning: um estudo de casos

Trabalho de Graduação apresentado à Faculdade de Tecnologia São José dos Campos, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas.

FACULDADE DE TECNOLOGIA DE SÃO JOSÉ DOS CAMPOS
FATEC PROFESSOR JESSEN VIDAL

Orientador: Me. Giuliano Araujo Bertoti

São José dos Campos

2019

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Divisão de Informação e Documentação

Menino Carlos, Felipe

Desenvolvimento de recursos de tecnologia assistiva utilizando técnicas de Deep Learning:
um estudo de casos

São José dos Campos, 2019

30f.

Trabalho de Graduação – Curso de Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de
Sistemas

FATEC de São José dos Campos: Professor Jessen Vidal, 2019

Orientador: Me. Giuliano Araujo Bertoti

Coorientador:

Áreas de Conhecimento. I. Faculdade de Tecnologia. FATEC de São José dos Cam-
pos: Professor Jessen Vidal. Divisão de Informação e Documentação. II. Desenvolvimento de
recursos de tecnologia assistiva utilizando técnicas de Deep Learning: um estudo de casos

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA —

Menino Carlos, Felipe. Desenvolvimento de recursos de tecnologia assistiva utilizando técnicas de Deep Learning: um estudo de casos 2019. 30f. Trabalho de Graduação – FATEC de São José dos Campos: Professor Jessen Vidal.

CESSÃO DE DIREITOS —

NOME DO AUTOR: Felipe Menino Carlos

TÍTULO DO TRABALHO: Desenvolvimento de recursos de tecnologia assistiva utilizando técnicas de Deep Learning: um estudo de casos

TIPO DO TRABALHO/ANO: Trabalho de Graduação/2019

É concedida à FATEC de São José dos Campos: Professor Jessen Vidal permissão para reproduzir cópias deste Trabalho e para emprestar ou vender cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte deste Trabalho pode ser reproduzida sem a autorização do autor.

Felipe Menino Carlos
RG: 50.061.498-2

DEDICATORIA

Agradecimientos

Agradecimientos

“A porta estava aberta...”
(Fred)

Resumo

Palavras-chave:

Abstract

Keywords:

Lista de ilustrações

Figura 1 – Ilustração do neurônio biológico	20
Figura 2 – Rede neural do córtex auditivo	21
Figura 3 – Modelo de Neurônio artificial	22
Figura 4 – Diferenças entre redes neurais simples e Deep Learning	24
Figura 5 – Deep Learning X Quantidade de dados	24
Figura 6 – Estrutura básica de CNN proposta por LeCun, 1998	25

Lista de tabelas

Lista de abreviaturas e siglas

RNA - Redes Neurais Artificiais

AM - Aprendizado de Máquina

DL - Deep Learning

CNN - *Convolutional Neural Network*

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

Sumário

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Motivação	15
1.2	Objetivo Geral	15
1.3	Objetivo Específico	16
1.4	Metodologia	16
1.5	Organização do trabalho	16
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
2.1	Deficiência	18
2.2	Tecnologias assistivas	18
2.3	Análise de Regressão	19
2.4	Inteligência artificial	19
2.5	Redes neurais artificiais	19
2.5.1	Neurônio biológico	19
2.5.2	Neurônio artificial	20
2.5.3	Arquiteturas de rede	22
2.5.3.1	Redes alimentadas adiante com camada única	22
2.5.3.2	Redes alimentadas diretamente com múltiplas camadas	22
2.5.3.3	Redes recorrentes	23
2.5.4	Processo de aprendizado	23
2.5.4.1	Aprendizado supervisionado	23
2.5.4.2	Aprendizado não-supervisionado	23
2.6	Deep Learning	23
2.6.1	Redes neurais convolucionais	25
2.6.1.1	Camada de convolução	26
2.6.1.2	Camada de pooling	26
2.6.1.3	Camada totalmente conectada	26
2.6.2	Mobilenet	26
2.6.3	Posenet	26
2.6.4	Transferência de aprendizado	26
2.7	Tecnologias	26
2.7.1	Tensorflow.js	26
2.7.2	Google Colaboratory	26
3	DESENVOLVIMENTO	28

3.1	Recurso assistivo para deficiência auditiva	28
3.1.1	Aquisição dos dados	28
3.1.2	Pré-processamento dos dados	28
3.2	Recursos assistivos para deficiência motora	28
4	CASOS DE TESTES	29
5	CONCLUSÃO	30

1 Introdução

Este capítulo demonstra a motivação para o desenvolvimento deste trabalho, os objetivos deste e a metodologia adotada.

1.1 Motivação

De acordo com o censo do IBGE, realizado em 2010, no Brasil, há cerca de 45 milhões de pessoas com algum tipo de deficiência. E todas estas pessoas necessitam de uma vida independente e de inclusão (SARTORETTO; BERSCH, 2017).

Uma das maneiras de permitir que deficientes sejam inclusos na sociedade e tenham uma vida autônoma é com a utilização de recursos de tecnologias assistivas, estas aliadas a serviços de tecnologia assistiva. Isto porque, estes recursos assistivos deixam de lado a deficiência, e focam nas habilidades presentes no indivíduo.

No Brasil, há uma grande dificuldade de acesso aos recursos de tecnologia assistiva, causadas por diversos fatores, a citar, o alto custo e a necessidade de importação (ANDRIOLI, 2017). O alto custo, na maioria dos casos pode ser justificado pela necessidade de desenvolvimento e construção de equipamentos específicos, o que acaba gerando um alto valor de compra, com equipamentos chegando em valores próximos a 15 mil reais.

Por outro lado, tem-se técnicas de *Deep Learning*, que são atualmente o estado-da-arte da solução de problemas com aprendizado de máquina (PONTI, 2017), isto por conta da grande capacidade de generalização diante de diferentes conjuntos de dados. Um de seus grandes benefícios é a possibilidade de alta personalização frente a diferentes tipos de usuários e aplicações.

Desta forma, este trabalho foi motivado pela possibilidade da realização de um estudo de casos, onde técnicas de *Deep Learning* são aplicadas para possibilitar a criação de recursos de tecnologias assistivas de baixo custo.

1.2 Objetivo Geral

Implementar recursos de tecnologias assistivas de baixo custo, para usuários com deficiências auditiva e motora, utilizando técnicas de *Deep Learning*

1.3 Objetivo Específico

Para a consecução deste objetivo foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos:

- Desenvolvimento de uma ferramenta que permite a movimentação do *cursor* do *mouse* através de movimentos da cabeça, com foco em usuários com deficiência motora;
- Desenvolvimento de uma ferramenta que permite a escrita de textos utilizando LIBRAS, para usuários com deficiência auditiva;
- Integração das ferramentas desenvolvidas.

1.4 Metodologia

A realização dos objetivos específicos do trabalho é feita através da aplicação de modelos de DL no desenvolvimento das ferramentas. A linguagem de programação empregada para o desenvolvimento das ferramentas é o Javascript, junto ao *framework* de desenvolvimento de DL *Tensorflow.js*

Por contar com diferentes estudos de caso, todas as ferramentas são desenvolvidas de maneira modular, a permitir que, no momento da integração entre as ferramentas desenvolvidas, injeções de dependências sejam realizadas para tal.

Cada uma das ferramentas desenvolvidas, faz a utilização de um modelo de DL, no caso do controle do *mouse* o modelo Posenet (KENDALL, 2015) é utilizado, para facilitar a identificação de pontos faciais do usuário, e permitir que cada gesto seja mapeado em movimentos do *mouse*, o reconhecimento de voz, por sua vez, é feito com o *Web Speech API*, uma *API* livre que facilita a sintetização de som em texto. Por fim, para a tradução de LIBRAS em texto, será utilizado uma rede neural convolucional (LECUN et al, 1998), que apresenta bons resultados na classificação de imagens, junto a um conjunto de imagens de LIBRAS criado pelo autor.

1.5 Organização do trabalho

Este Trabalho está organizado nos seguintes capítulos:

- Capítulo 2: Revisão bibliográfica
- Capítulo 3: Desenvolvimento
- Capítulo 4: Resultados

- Capítulo 5: Considerações finais

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo serão fundamentados os conhecimentos básicos para o entendimento do trabalho.

2.1 Deficiência

De acordo com o censo do IBGE, realizado em 2010, cerca de 6.2% da população brasileira possui algum tipo de deficiência. E a necessidade de inclusão destas pessoas na sociedade é extremamente importante. Do grupo citado anteriormente, cerca de 1.3% tem algum tipo de deficiência auditiva, e 1.1% tem deficiências auditivas

Para aqueles com deficiência auditiva, a comunicação e inclusão pode ser feita através da Linguagem Brasileira de Sinais, segunda língua oficial do Brasil desde 2005. Mas, pode-se encontrar problemas com a comunicação através de LIBRAS principalmente pelo fato de, boa parte dos ouvintes não falar esta língua o que acarreta também na baixa utilização desta em diversos meios de comunicação. Um ponto importante apontado no documentário feito pela TVE RS, é que, pessoas com deficiência auditiva, normalmente são alfabetizadas somente com LIBRAS, por terem muita dificuldade e falta de estrutura para o aprendizado da Língua Portuguesa. Ainda de acordo com o documentário, para as pessoas com deficiências motoras há os recursos de tecnologias assistivas, que aumentam a facilidade do acesso destas pessoas aos meios sociais, principalmente os digitais.

2.2 Tecnologias assistivas

Uma das formas de realizar a inclusão social de pessoas com deficiência é através da inclusão digital, utilizando tecnologias assistivas, estas que visam ampliar as habilidades presentes no indivíduo, não o forçando a ter características específicas para a inclusão (NTAAI, 2016). As tecnologias assistivas, de acordo com o Núcleo de Tecnologia Assistiva, Acessibilidade e Inovação da Universidade de Brasília, podem ser divididas em dois grupos, os recursos, que representam equipamentos que expandem as habilidades dos indivíduos com deficiência, e os serviços, que normalmente são aqueles relacionados a facilitação e capacitação para o uso correto dos recursos assistivos.

2.3 Análise de Regressão

A análise de regressão estuda a relação entre uma variável dependente e outras independentes (MACHADO, 2015). Esta relação é representada através de um modelo matemático (MACHADO, 2015), este que pode ter diferentes formas sendo linear, quadrático, exponencial entre outros (PETERNELLI, 2003).

2.4 Inteligência artificial

Sistemas inteligentes de forma geral são aqueles que apresentam a capacidade de planejar e resolver problemas através de dedução e indução utilizando conhecimentos de situações anteriores (ZUBEN, 2013), e a inteligência artificial, é um campo da ciência e engenharia de computação (ZUBEN, 2013), que possibilitam a sistemas computacionais, perceber, raciocionar e agir (WINSTON, 1992).

As técnicas computacionais mais utilizadas para o desenvolvimento e aplicação de inteligência artificial, são aquelas relacionadas ao aprendizado de máquina. Esta que é uma área que tem como objetivo principal, desenvolver técnicas que permitam aos sistemas adquirir conhecimento de forma automática e com estes conhecimentos tomar decisões (AUGUSTO, 2007).

Para a realização do aprendizado de máquina, existem diversas técnicas, que vão de simples regressões estatísticas, até modelos complexos, como às redes neurais artificiais (RNA) (NG, 2016).

2.5 Redes neurais artificiais

Redes neurais artificiais são sistemas computacionais que busca modelar o sistema cérebro natural humano, estas que são uma das formas de soluções de problemas apresentados dentro do âmbito de inteligência computacional (CINTRA, 2015).

Por buscar modelar o cérebro humano, as RNAs utilizam como unidade básica de processamento, os neurônios artificiais (HAYKIN, 2001), da mesma forma que o cérebro utiliza os neurônios biológicos.

2.5.1 Neurônio biológico

Todo o processamento de informações no cérebro humano, é feito através de elementos biológicos de processamento, que operam em paralelo para a produção de ações apropriadas para cada estímulo recebido pelo corpo. A célula base do sistema nervoso cerebral é o neurônio (Figura 1), e sua principal função é conduzir impulsos (Representando

os estímulos) levando em consideração as condições do corpo e assim produzindo ações. Os neurônios também são os responsáveis pelos atos do pensamento e armazenamento de informações (NUNES et al, 2016).

Os neurônios podem ser divididos em três partes elementares, os dendritos, que captam de forma contínua os impulsos vindos de outros neurônios, o corpo celular, que processa todas as informações captadas e os axônios que enviam as informações processadas no corpo celular para outros neurônios.

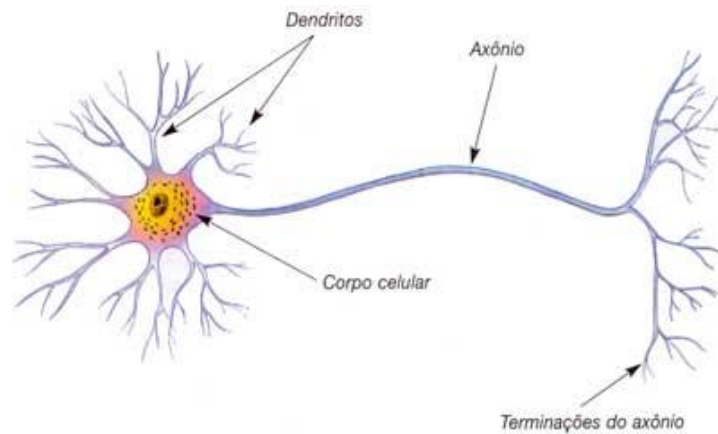


Figura 1 – Ilustração do neurônio biológico

Estima-se que a rede neural cerebral, possui cerca de 100 bilhões de neurônios, cada um destes mantendo conexão com uma média de 6.000 outros neurônios, gerando cerca de 600 trilhões de conexões (SHEPHERD, 1990). A região de conexão entre os neurônios são chamadas de sinapses, estas que como apresentado por Donald Hebb em 1949, em seu livro *The Organization of Behavior* são fortalecidas todas as vezes em que são utilizadas.

A Figura 2 demonstra um exemplo de uma pequena parte das redes neuronais responsáveis pelo córtex auditivo.

A representação inicial deste conjunto de neurônios em sistemas de computação foram implementadas através de circuitos eletrônicos, com apresentado por McCulloch e Pitts (1943), estes que foram utilizados como base para a criação dos modelos de neurônios artificiais apresentados por Hodgkin e Huxley (1952).

2.5.2 Neurônio artificial

Como citado anteriormente, os neurônios artificiais, são modelos computacionais para a representação do neurônio biológico nas RNAs, e da mesma que em um neurônio biológico, a representação deste é feita com três elementos básicos (HAYKIN, 2001):

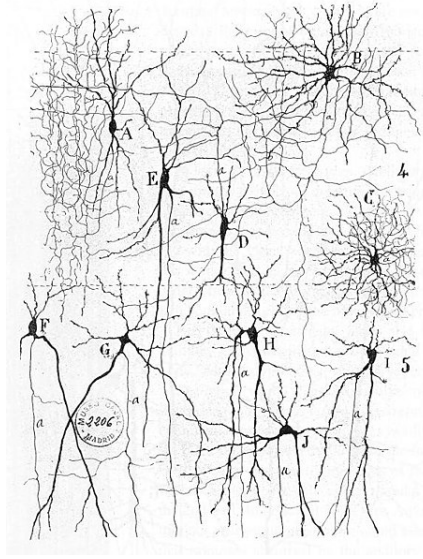


Figura 2 – Rede neural do córtex auditivo

- Conjunto de sinapses, cada uma caracterizada por um peso, este que indica a relevância de cada valor de entrada;
- Somador, ou combinador linear, que faz a ponderação dos valores de entrada com as respectivas sinapses do neurônio;
- Função de ativação utilizada para restringir os valores de saída do neurônio.

Ainda de acordo com Haykin (2001), a estes modelos neuronais pode-se aplicar um *bias*, este que será o responsável pelo aumento ou diminuição dos valores de entrada da função de ativação. Em termos matemáticos, pode-se descrever um neurônio k (Figura 3) com as seguintes equações (HAYKIN, 2001):

$$u_k = \sum_{j=1}^n w_{kj} x_j \quad (2.1)$$

e

$$y_k = f(u_k + b_k) \quad (2.2)$$

onde x_1, x_2, \dots, x_n são os sinais de entrada; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kn}$ são os pesos sinápticos do neurônio k ; u_k é a saída do combinador linear; b_k é o *bias*; $f(u_k + b_k)$ a função de ativação; e y_k representa a saída do neurônio

A partir da Figura 3 é possível realizar uma comparação entre cada um dos elementos do neurônio artificial e biológico. Os sinais de entrada, advindos do meio externo, normalmente uma aplicação, são análogos aos impulsos elétricos captados pelos dendritos no neurônio biológico. Os pesos sinápticos representam a importância do sinal recebido para o neurônio, o que representa as ponderações exercidas pelas junções sinápticas do

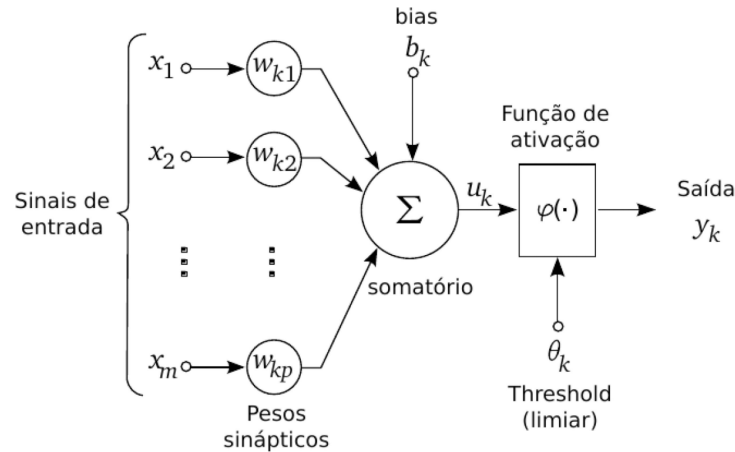


Figura 3 – Modelo de Neurônio artificial

modelo biológico, ou seja, a força do caminho entre as sinapses, citados anteriormente. O campo de somatório junto a função de ativação, representam o corpo celular do neurônio biológico, é nesta parte que os resultados criados pelo neurônio são calculados (NUNES et al, 2016).

2.5.3 Arquiteturas de rede

A arquitetura de uma RNA define como seus vários neurônios estão dispostos em relação um ao outro (??). Para Haykin (2001), existem três classes de arquiteturas de redes neurais fundamentalmente diferentes.

2.5.3.1 Redes alimentadas adiante com camada única

As redes alimentadas adiante com camada única (Figura 4) são a forma mais simples de uma rede, onde são apresentadas duas camadas, a camada de entrada, que basicamente recuperam os dados do meio externo e a camada de saída, esta constituída de neurônios que processam os dados e retornam os resultados, não havendo caminho inverso.

2.5.3.2 Redes alimentadas diretamente com múltiplas camadas

As redes alimentadas diretamente com múltiplas camadas (Figura 5) tem em sua estrutura a presença de uma ou mais camadas ocultas, onde estão presentes conjuntos de neurônios, que são basicamente são responsáveis por permitir que a rede extraia características mais complexas dos dados captados na camada de entrada, assim permitindo que a rede possa aprender características globais (CHURCHLAND; SEJNOWSKI, 1992), não ficando limitada apenas aos dados utilizado em seu treinamento.

2.5.3.3 Redes recorrentes

Em Redes recorrentes (Figura 6) existem as camadas de entrada e saída, porém nestas os valores de saída de um neurônio pode ser utilizado como entrada para si próprio ou mesmo algum outro neurônio da mesma camada.

2.5.4 Processo de aprendizado

Um dos pontos mais relevantes das RNAs é seu poder de generalização, assim, após aprender a realizar alguma atividade, levando em consideração um determinado conjunto de dados, estas redes conseguem realizar atividades com diferentes conjuntos de dados. Porém isto exige um processo de treinamento bem definido, seguindo um algoritmo, este algoritmo é o processo de treinamento. (NUNES et al, 2016).

Estes processos de treinamento podem adotar diferentes estratégias para ensinar as RNA, e cada estratégia gera um algoritmo de aprendizado diferente, sendo os principais, os algoritmos de aprendizado supervisionado e não-supervisionado.

2.5.4.1 Aprendizado supervisionado

No aprendizado supervisionado, o usuário indica o comportamento que a RNA deve apresentar dado um conjunto de dados qualquer, desta forma, a RNA pode ir ajustando os pesos sinápticos de seus neurônios com o objetivo de produzir o mesmo resultado apresentado pelo usuário (OSÓRIO, 1999). Levando em consideração um problema de classificação, onde um conjunto de dados é apresentado para a RNA, e ela deve informar ao usuário o que cada um dos dados daquele conjunto representa.

2.5.4.2 Aprendizado não-supervisionado

O aprendizado não supervisionado é completamente o oposto do supervisionado, neste é apresentado para a RNA apenas o conjunto de dados, e a RNA se encarrega de aprender sobre aquele conjunto de dados. Este tipo de aprendizado pode ser utilizado para deixar a RNA identificar os padrões presentes nos dados, e tirar informações destes padrões (NG, 2013).

2.6 Deep Learning

O *Deep Learning* apresenta uma abordagem diferente para os problemas resolvidos com técnicas de RNA, porém, no caso de DL, muitas camadas são empregadas (GOODFELLOW, 2016) nas arquiteturas das redes neurais (Figura 5).

A utilização de múltiplas camadas, cada um com dezenas de neurônios, permitiu as técnicas de DL chegarem ao estado-da-arte em muitos problemas que envolvem o AM

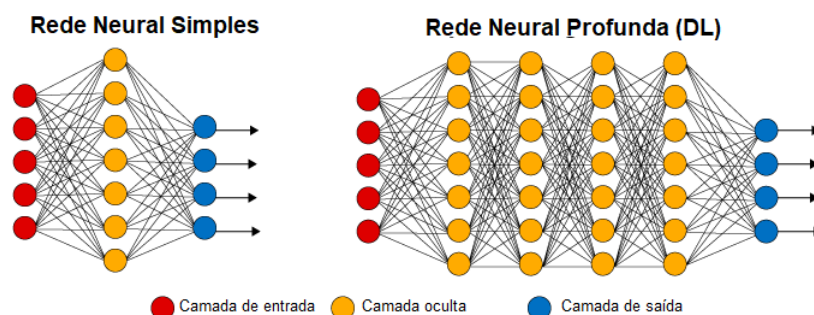


Figura 4 – Diferenças entre redes neurais simples e Deep Learning

(SHANKAR, 2017). Além disto, de acordo com Andrew NG, o processo de aprendizado destas redes melhora muito com o aumento dos dados (Figura 6), diferente do que ocorria com arquiteturas e algoritmos de aprendizado de máquinas antigos.

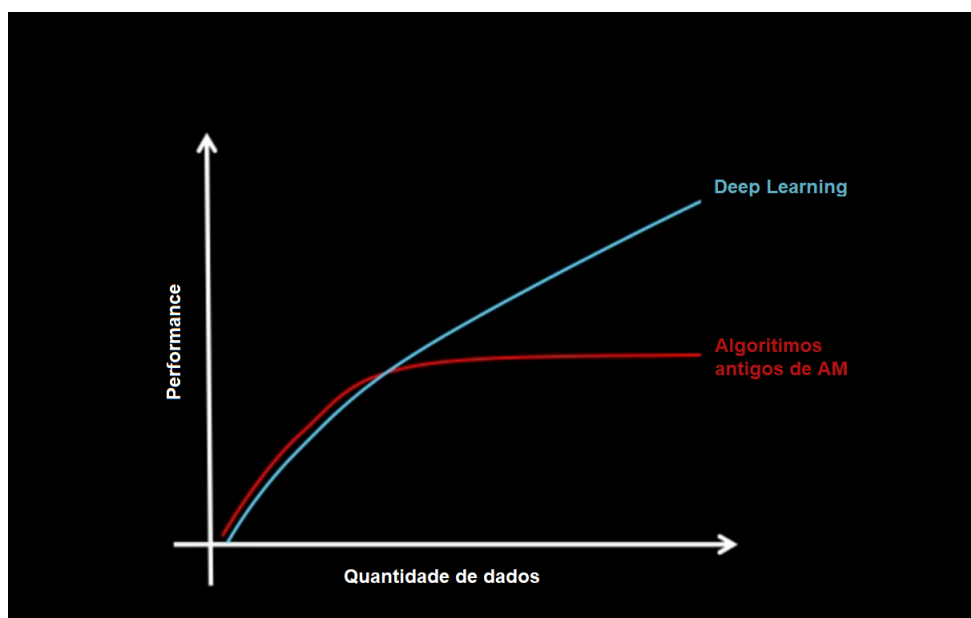


Figura 5 – Deep Learning X Quantidade de dados

Ainda de acordo com Andrew, isto ocorre pois ao utilizar múltiplas camadas, diversos recursos são captados dos dados, fazendo com que o processo de aprendizado se torne eficaz, e tende a melhorar ainda mais com o aumento da quantidade de dados utilizados no processo de treinamento.

A utilização de múltiplas camadas, permitiram que diferentes técnicas pudessem ser utilizadas dentro de uma rede neural, e isto fez com que diversas arquiteturas, para os mais variados fins fossem criados.

2.6.1 Redes neurais convolucionais

Redes neurais convolucionais, do inglês, *Convolutional Neural Network* são um tipo de rede neural profunda, especializadas em análise de elementos visuais, tais como imagens e vídeos (SAVARESE, 2018). Sua especialidade em dados visuais permitiu um grande avanço nas áreas de visão computacional, especialmente por estar sendo mais fáceis de treinar, quando comparado a redes neurais comuns em trabalhos com imagens (ARAÚJO, 2017).

Um dos primeiros modelos de CNN propostos foi a LeNet (LECUN et al, 1998), proposta por Yann LeCun em 1998, e mesmo com a evolução dos conceitos deste tipo de rede, os conceitos apresentados por LeCun continuam sendo aplicados. Nesta arquitetura, uma sequência de camadas convolucionais, de *pooling* e totalmente conectadas são utilizadas (ARAÚJO, 2017).

As camadas convolucionais, que são a grande diferença das CNN para outros tipos de RNA, trabalham como filtros, recuperando apenas pontos importantes da imagem para a classificação, isto através de uma matriz de pesos que é utilizada nas convoluções (ARAÚJO, 2017). Após o filtro realizado por esta camada, as imagens resultantes do filtro são passadas para a camada de *pooling*, estas camadas que basicamente reduzem a dimensionalidade das resultantes. Por fim, as camadas totalmente conectadas são as responsáveis em realizar a multiplicação ponto a ponto dos sinais recebidos (imagens) e aplicar uma função de ativação, que produzirá a probabilidade de cada uma das classes esperadas na classificação (ARAÚJO, 2017).

A Figura 7 demonstra a arquitetura de LeCun sendo utilizada para a classificação de imagens de tumores, podendo ter como resultado às classes **normal** ou **anormal**.

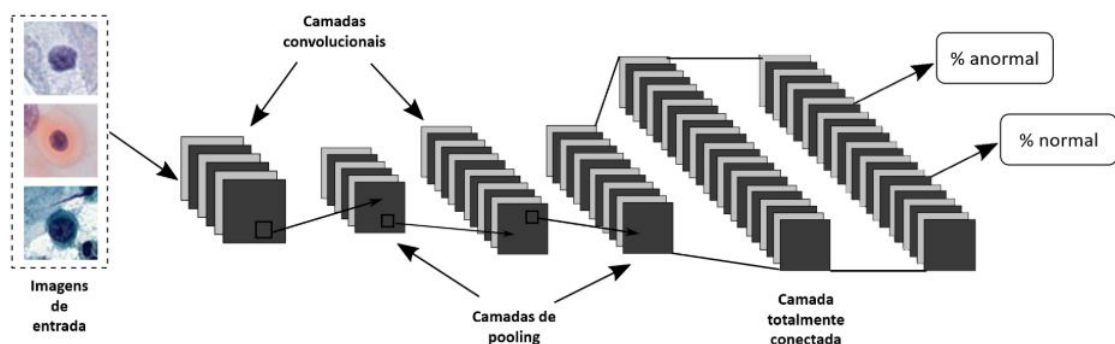


Figura 6 – Estrutura básica de CNN proposta por LeCun, 1998

Veja que, o diferencial citado acima, na utilização das convoluções está justamente na quantidade de elementos que são utilizados para a classificação, em RNA comuns, ao realizar a classificação de imagens, deve-se ter de neurônios na RNA a mesma quantidade

de píxels presentes na imagem a ser classificada, o que nas CNN não ocorre, exatamente por conta dos filtros que são criados (PONTI, 2017).

2.6.1.1 Camada de convolução

2.6.1.2 Camada de pooling

2.6.1.3 Camada totalmente conectada

2.6.2 Mobilenet

Falar sobre a arquitetura Mobilenet, assim como sua forma de convolução

2.6.3 Posenet

Posenet é um tipo de CNN, para a identificação em tempo real de pontos do corpo dos usuários, o modelo desenvolvido para esta rede é extremamente robusto e permite a identificação das poses mesmo quando há problemas com luz e iluminação do ambiente que está sendo levado em consideração na classificação (KENDALL, 2015).

2.6.4 Transferência de aprendizado

Explicar sobre transferência de aprendizado

2.7 Tecnologias

Esta seção demonstra as tecnologias utilizadas durante a implementação do presente trabalho.

2.7.1 Tensorflow.js

Tensorflow.js é uma biblioteca para a linguagem de programação Javascript, que permite a implementação de modelos de AM com grande facilidade de expressão. A biblioteca é flexível e pode ser usada para expressar uma ampla variedade de algoritmos, incluindo algoritmos de treinamento e inferência para modelos de DL, e tem sido usado para conduzir pesquisas e implantar sistemas de aprendizado de máquina nas mais diversas áreas, envolvendo trabalhos como reconhecimento de fala, visão computacional e robótica (ABADI et al, 2015).

2.7.2 Google Colaboratory

Colaboratory é uma ferramenta criada pelo Google, que permite a fácil execução de algoritmos de aprendizado de máquina. O ambiente é criado sobre o pacote Jupyter,

um ambiente interativo e simples para a execução de código, com a diferença de que, no Colaboratory, toda a execução pode ser feita utilizando máquinas disponibilizadas pelo Google.

3 Desenvolvimento

Este capítulo apresenta os recursos assistivos que foram desenvolvidos durante a criação deste trabalho, como forma de confirmação dos estudos de casos levantados

3.1 Recurso assistivo para deficiência auditiva

O recurso assistivo desenvolvido, como protótipo, para ajudar aos deficientes auditivos foi uma ferramenta capaz de permitir a escrita de textos em páginas da web através de gestos de Libras, as seções seguintes demonstram as etapas adotadas para o desenvolvimento desta ferramenta.

3.1.1 Aquisição dos dados

O grande desafio

3.1.2 Pré-processamento dos dados

Criar uma imagem demonstrando o Pipeline utilizado para o pré-processamento das imagens, colocar imagem antes e depois, isto fica legal

3.2 Recursos assistivos para deficiência motora

4 Casos de Testes

Neste capítulo serão apresentados os testes que foram implementados com a solução e o conteúdo apresentado.

5 Conclusão

Conclusao para o trabalho, mostra como a soluçao proposta cumpre com o que foi apresentado anteriormente.