

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

Lista de ilustrações

| | |
|---|----|
| Figura 1 – Ilustração do neurônio biológico | 20 |
| Figura 2 – Rede neural do cotex auditivo | 21 |
| Figura 3 – Modelo de Neurônio artificial | 22 |
| Figura 4 – Rede neural artificial simples | 22 |
| Figura 5 – Diferenças entre redes neurais simples e Deep Learning | 24 |
| Figura 6 – Deep Learning X Quantidade de dados | 24 |
| Figura 7 – 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 | Regressão | 19 |
| 2.4 | Correlação de imagens digitais | 19 |
| 2.5 | Inteligência artificial | 19 |
| 2.6 | Redes neurais artificiais | 19 |
| 2.6.1 | Neurônio biológico | 20 |
| 2.6.2 | Neurônio artificial | 21 |
| 2.6.3 | Camadas | 22 |
| 2.6.4 | Processo de aprendizado | 23 |
| 2.6.4.1 | Aprendizado supervisionado | 23 |
| 2.6.4.2 | Aprendizado não-supervisionado | 23 |
| 2.7 | Deep Learning | 23 |
| 2.7.1 | Redes neurais convolucionais | 25 |
| 2.7.1.1 | Camada convolucional | 26 |
| 2.7.1.2 | Camada de pooling | 26 |
| 2.7.2 | Mobilenet | 26 |
| 2.7.3 | Posenet | 26 |
| 2.7.4 | Transferência de aprendizado | 26 |
| 2.8 | Tecnologias | 26 |
| 2.8.1 | Tensorflow.js | 26 |
| 2.8.2 | Google Colaboratory | 26 |
| 3 | DESENVOLVIMENTO | 28 |
| 3.1 | Aquisição dos dados | 28 |
| 3.1.1 | Pré-processamento | 28 |

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 Regressão

Os métodos de regressão são aqueles que buscam através de variáveis contínuas ou categóricas estimar uma outra variável, podendo esta também ser contínua ou categórica. Para este trabalho utilizou-se do método de regressão linear, este que basicamente busca através de uma função $f(x)$ mapear a relação de duas variáveis linearmente separáveis.

2.4 Correlação de imagens digitais

A correlação é A, porém para este trabalho ela foi empregada em Imagens digitais

2.5 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, raciocinar 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).

2.6 Redes neurais artificiais

Redes neurais artificiais são sistemas computacionais que busca modelar o sistema cerebral 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.

2.6.1 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 continua 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.

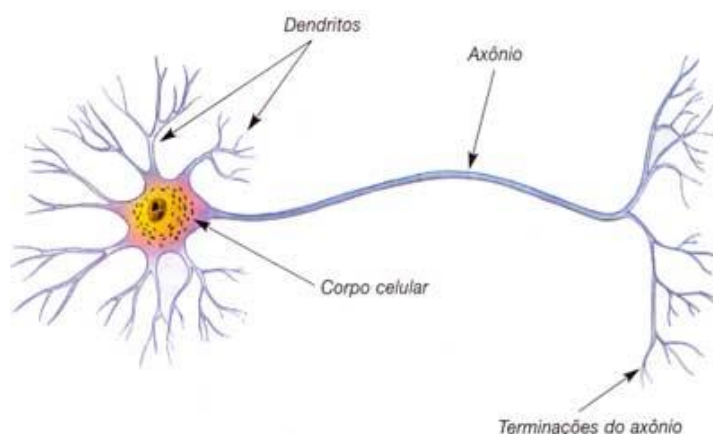


Figura 1 – Ilustração do neurônio biológico

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 cortex 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).

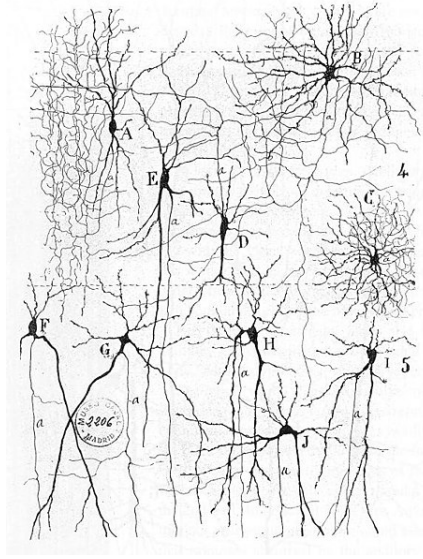


Figura 2 – Rede neural do cotex auditivo

2.6.2 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):

- 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

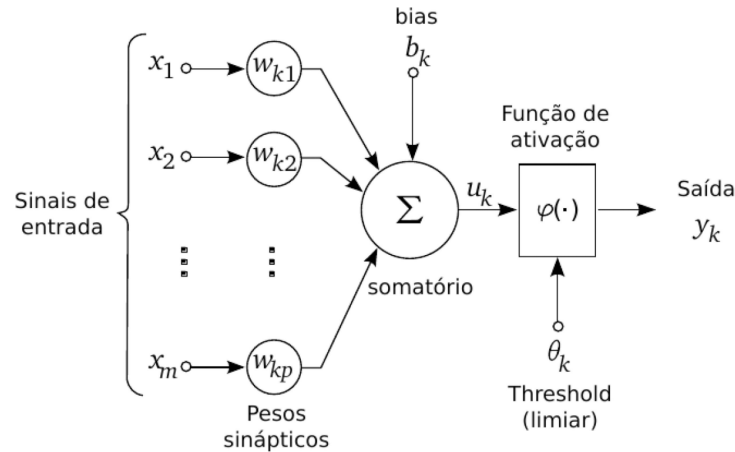


Figura 3 – Modelo de Neurônio artificial

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 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).

2.6.3 Camadas

As RNAs podem ser contituídas de alguns ou mesmo vários neurônios artificiais, que são separados através de camadas, cada uma delas com uma função específica. Em uma RNA simples, tem-se normalmente três camadas apenas (Figura 4), sendo uma a camada de entrada, esta responsável em apenas receber os dados, uma camada oculta, que recebe os dados da camada de entrada e processa em um conjunto de neurônios e a camada de saída de resultados (PONTI, 2017).

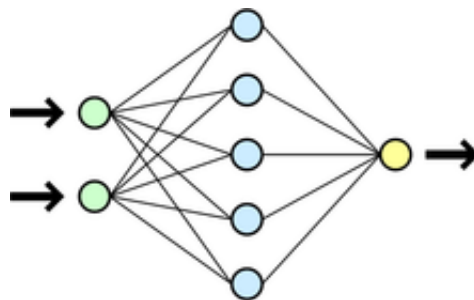


Figura 4 – Rede neural artificial simples

Veja ainda que, a quantidade de camadas pode representar o poder de solução de problemas de uma rede, de acordo com PONTI (2017), RNAs de estruturas muito simples, como os *Perceptrons*, que possuem apenas um neurônio, não são capazes de resolver problemas com complexidades não lineares.

2.6.4 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 de treinamento, 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.

2.6.4.1 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.

2.6.4.2 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).

2.7 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

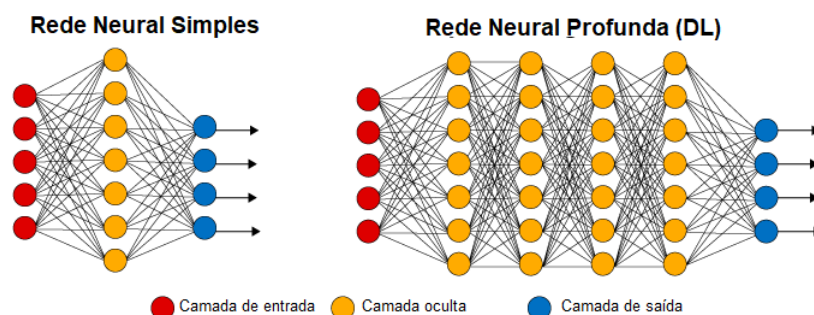


Figura 5 – Diferenças entre redes neurais simples e Deep Learning

(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.

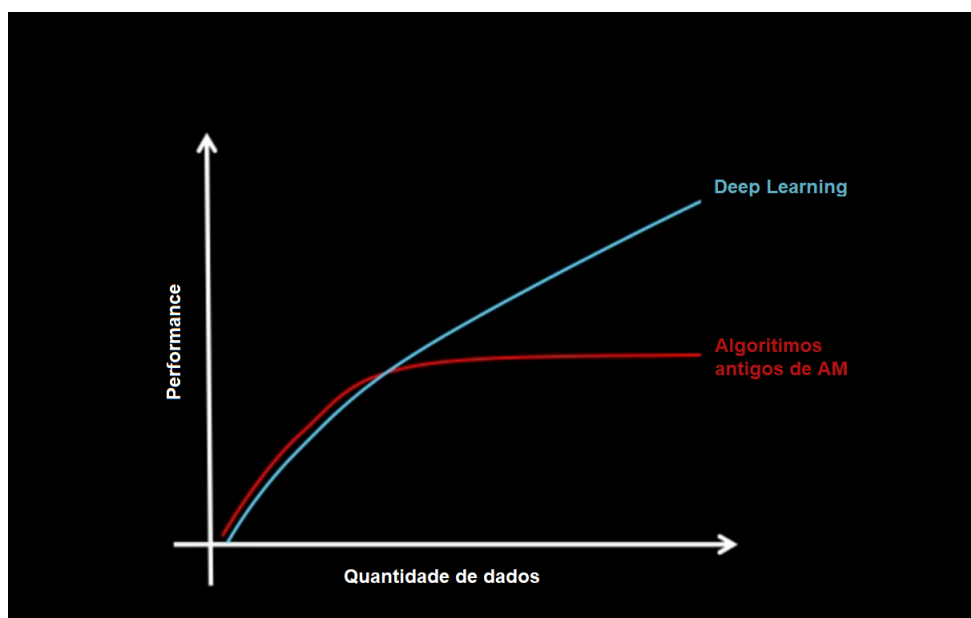


Figura 6 – Deep Learning X Quantidade de dados

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.

2.7.1 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**.

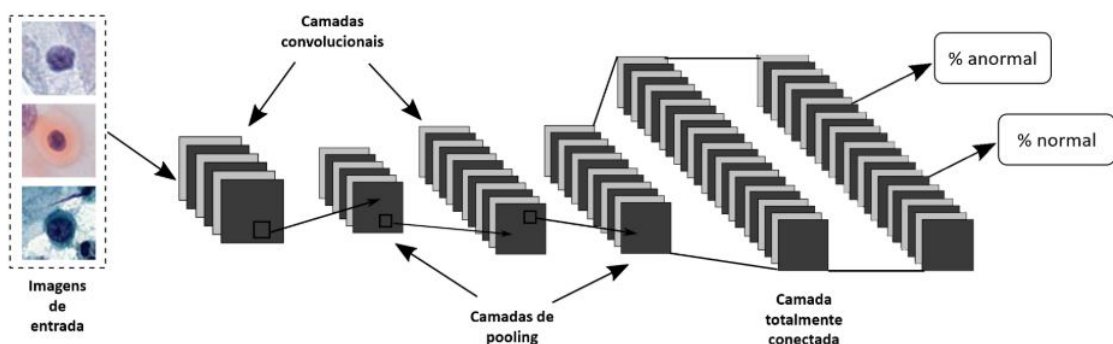


Figura 7 – Estrutura básica de CNN proposta por LeCun, 1998

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).

2.7.1.1 Camada convolucional

2.7.1.2 Camada de pooling

2.7.2 Mobilenet

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

2.7.3 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).

2.7.4 Transferência de aprendizado

Explicar sobre transferência de aprendizado

2.8 Tecnologias

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

2.8.1 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).

2.8.2 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

3.1 Aquisição dos dados

Demonstrar o por que foi feito e também o que foi feito

3.1.1 Pré-processamento

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