

Arthur José Lopes da Silva

**Deteção Automática Do Movimento Do Osso Hioide Na Deglutição  
Através De Análise Ultrassonográfica**

João Pessoa - PB  
Abril de 2020

Arthur José Lopes da Silva

**Detecção Automática Do Movimento Do Osso Hioide Na Deglutição  
Através De Análise Ultrassonográfica**

Monografia apresentada ao curso de Ciência da Computação do Centro de Informática da Universidade federal da Paraíba, como requisito para obtenção de grau de Bacharel.

Universidade Federal Da Paraíba – UFPB  
Centro De Informática - CI

Orientador: Thaís Gaudencio do Rêgo

João Pessoa - PB  
Abril de 2020

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente eu quero agradecer a Deus, por ter permitido que tudo isso acontecesse. Agradeço aos meus pais e minha irmã, pelo amor, apoio incondicional, que sempre me deu forças e todo investimento. A minha namorada que esteve sempre comigo em todos os momentos me ajudando a concluir este trabalho, a minha sogra que é minha outra mãe e toda a família que sempre me deram forças e me ajudaram em vários momentos no decorrer da graduação. E a todos os professores que fizeram parte da minha formação.

Agradeço a minha orientadora Thaís Gaudencio, pelo suporte, ensinamentos, correções e incentivos. A Marília Karla por ter disponibilizado seu trabalho para dar continuidade, a Cecília Flávia que me ajudou bastante a dar vários passos nesse estudo, a Virgínia Campos por ter me mostrado o caminho para a detecção em vídeos. Ao amigo Caio Guedes pela força na página Web. Também agradeço a todos os amigos de formação, em especial a João Vinícius, Edson Filho, Deborah Pereira e Yure Galdino, esses que fizeram parte de perto em toda a minha graduação e por toda ajuda no trabalho. Enfim, a todos que estiveram comigo nesses anos, o meu muito obrigado.

## RESUMO

A deglutição é um processo fisiológico que ocorre devido as ações neuromusculares, que tem como participação ossos, músculos e outras estruturas. O osso hioide é uma das principais estruturas envolvidas nesse processo, realizando um movimento horizontal e vertical na região anterior do pescoço, movimento este, que profissionais da saúde analisam através de exames, como o de ultrassonografia, pois, os pacientes podem apresentar alteração na deglutição, caso estejam com deficiência no movimento do osso. Os profissionais da área comumente analisam sem alguma espécie de automatização, causando um trabalho repetitivo e cansativo, pois o processo é realizado visualmente. O presente trabalho teve como finalidade desenvolver uma ferramenta responsável pela detecção e análise do movimento do osso hioide utilizando *Deep Learning*, em especial o método YOLOv3, em sua versão *tiny*, e também, disponibilizar os resultados em uma página web, visando interatividade com os profissionais da saúde ou público leigo em computação. Foram distribuídas aleatoriamente da base de dados (LOPES, 2019) 421 para o conjunto de treinamento, 83 imagens para validação e 84 para teste providos a partir de vídeos de deglutições com o osso hioide em repouso, com o paciente realizando deglutição da saliva, consistência pastosa e líquida. Para teste do movimento, foram utilizados 110 vídeos de 11 pacientes, divididos em 1 vídeo de repouso, 3 vídeos de deglutição de saliva, 3 com consistência pastosa e 3 com consistência líquida, totalizando 10 vídeos de cada paciente. Para calcular o movimento do osso, foram utilizadas as coordenadas da caixa delimitadora que indica a detecção do osso, nela é possível aproveitar suas coordenadas  $(x,y,w,h)$ , referentes a sua posição no eixo  $x$ , no eixo  $y$ , largura e altura, respectivamente. A partir do valor médio real do osso hioide, foi realizada uma aproximação em relação à caixa delimitadora, para obter os valores em milímetros ou centímetros. Os resultados referentes ao deslocamento vertical e horizontal apresentaram valores semelhantes encontrados na literatura, com exceção dos valores de alguns pacientes, que devido a alguma deficiência na deglutição, pode proporcionar um deslocamento maior ou menor do osso. Com isso, foi possível atingir o objetivo do trabalho e reforçar a importância do presente estudo.

Palavras-chaves: Inteligência Artificial, Osso Hioide, Deep Learning, Ultrassonografia

## ABSTRACT

The deglutition is a physiological process that occurs due to neuromuscular actions, with participation of bones, muscles and others structures. The hyoid bone is one of the main structure involved in this process, performing a horizontal and vertical movements at the neck region, these movements, which professionals of health analyze through the exams, like ultrasound, because, the patients may present a swallowing changes, in the case that they have deficiency in the bone movement. The health professionals commonly analyze without any species of automatization, this way, causing a repetitive and tiring work, because the process is performed visually. The present monography had the finality to develop a tool responsible by the detection and analysis of the hyoid bone movement utilizing Deep Learning, in special the method YOLOv3, tiny version; also, it provides the results in a web site, aiming interactivity with health professionals or nonprofessional public in computation. Were randomly distributed from the database (LOPES,2019) 421 images for the set of training, 83 images for the validation and 84 for provided tests from videos of deglutition with the hyoid bone in rest, with the patient swallowing spittle, pasty consistency and liquid. The images are distributed randomly in all mentioned sets. For the movement test, it utilized 110 videos of 11 patients, divided in 1 video of rest, 3 videos of deglutition of spittle, 3 ones of pasty consistency, totalizing 10 videos for each patient. To calculate the movement of the bone, it utilized the coordinates of the bounding box that indicates the detection of the bone, is possible use coordinates  $(x,y,w,h)$ , regarding the position at the axis x, at the axis y, width and height, respectively. Considering real average value of the hyoid bone, an approximation was made in relation to the bounding box to obtain the values in millimeters or centimeters. The results related to vertical or horizontal moves presented similar values as found at literature, excepting the value of some patients, due to some deficiency in the deglutition, it may cause a greater or lesser move of the bone. Thus, it was possible to reach the goal of the monography and reinforce the importance of this.

Key-words: Artificial Intelligence, Hyoid Bone, Deep Learning, Ultrasonography

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Anatomia do Osso Hioide	13
Figura 2 Movimento do Osso Hioide	14
Figura 3 Imagem Ultrassonográfica da região do pescoço	15
Figura 4 Videofluroscopia	16
Figura 5 Videolaringoscopia de uma laringe normal	16
Figura 6 Arquitetura de uma Rede Neural	18
Figura 7 Arquitetura de uma Rede Neural Convolucional	19
Figura 8 Comparando o aprendizado profundo com o aprendizado de máquina	20
Figura 9 Funcionamento da YOLO	21
Figura 10 Caixa delimitadora - cálculo das coordenadas em uma imagem 448x448 com S=3	22
Figura 11 Saída YOLO	28
Figura 12 Representação dos valores das coordenadas x e y	30
Figura 13 Hioide em Repouso	34
Figura 14 Hioide na deglutição com saliva	35
Figura 15 Hioide na deglutição com consistência pastosa	36
Figura 16 Hioide na deglutição com consistência líquida	37
Figura 17 Anomalia da Caixa Delimitadora na deglutição com saliva	38
Figura 18 Anomalia da Caixa Delimitadora na deglutição com consistência pastosa	39
Figura 19 Anomalia da Caixa Delimitadora na deglutição com consistência líquida	40
Figura 20 Página Principal	41
Figura 21 Página de Upload	41
Figura 22 Página de Resultado	42
Figura 23 Gráfico referente ao deslocamento médio vertical dos pacientes	43
Figura 24 Gráfico referente ao deslocamento médio horizontal dos pacientes	43
Figura 25 Fluxo de dados da página web	52

## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 1 – Tabela para comparação de características dos trabalhos relacionados	25
Tabela 2 – Médias de cada paciente em milímetros	42
Tabela 3 - Osso Hioide em Repouso	50
Tabela 4 – Deglutição com Saliva	50
Tabela 5 - Deglutição com consistência Pastosa	51
Tabela 6 - Deglutição com consistência Líquida	51

## **LISTA DE ABREVIATURAS**

CM - Centímetros

CUDA - Compute Unified Device Architecture (Arquitetura de Dispositivo de Computação Unificada)

DL - Deep Learning (Aprendizagem Profunda)

DOM - Document Object Model (Modelo de Objeto de Documento)

IA - Inteligência Artificial

JS - JavaScript

ML - Machine Learning (Aprendizado de Máquina)

MM - Milímetros

PX - Pixels

R-CNN - Region with Convolutional Neural Network (Região com Rede Neural Convolutacional)

RGB - Red, Blue e Green (Vermelho, Azul e Verde)

RNA - Rede Neural Artificial

SRNN - Stacked Recurrent Neural Network (Rede Neural Recorrente Empilhada)

SSD - Single Shot multibox Detector (Detector MultiBox de Disparo Único)

USG – Ultrassonografia

VFS - Videofluroscopia

VFSS - Videofluoroscopic Swallowing Study (Estudo Videofluoroscópico da Deglutição)

VLD – Videolaringoscopia

YOLO - You Only Look Once (Você Só Olha Uma Vez)



## Sumário

<b>1 Introdução</b>	<b>10</b>
1.1 Justificativa	11
1.2 Objetivo Geral	11
1.3 Objetivos Específicos	11
1.4 Estrutura da Monografia	12
<b>2 Fundamentação Teórica</b>	<b>12</b>
2.1 Osso Hioide	12
2.2 Ultrassonografia	14
2.3 Inteligência Artificial	16
2.3.1 Machine Learning	17
2.3.1.1 Redes Neurais	18
2.3.2 YOLO	20
2.4 Trabalhos Relacionados	23
<b>3 Metodologia</b>	<b>26</b>
3.1 Configuração	27
3.2 Preparação dos Dados	27
3.3 Rede e Treinamento	27
3.4 Detecção e Análise do Movimento	28
3.5 Página WEB	31
<b>4 Resultados e Discussões</b>	<b>33</b>
4.1 Resultados	33
4.1.1 Repouso	33
4.1.2 Saliva	34
4.1.3 Pastoso	35
4.1.4 Líquido	36
4.1.5 Falhas	37
4.1.6 Página Web	40
4.2 Análise Geral	42
4.3 Discussões	43
<b>5 Conclusão e Trabalhos Futuros</b>	<b>46</b>
<b>Referências</b>	<b>47</b>
<b>Anexos</b>	<b>50</b>

## 1 Introdução

O corpo humano necessita de nutrientes, que são substâncias presentes nos alimentos e são essenciais para o funcionamento do organismo. Uma maneira de adquirir esses nutrientes é através de um mecanismo chamado deglutição. Esse mecanismo é um processo fisiológico que ocorre devido as ações neuromusculares, que tem como participação ossos, musculaturas e outras estruturas. Dentre as principais estruturas, pode-se encontrar o osso hioide. Ele, que possui forma de U, não se articula com nenhum outro osso, se localiza na parte anterior do pescoço e participa de funções importantes além da deglutição, como fala, mastigação e respiração (FREITAS, 2017). A deglutição é uma peça importante no processo, devido ao seu deslocamento apresentado no momento que o mecanismo é acionado. Caso esse movimento esteja comprometido, é necessária uma análise, pois o processo de deglutição não estará sendo realizado de forma eficiente.

Existem métodos que fornecem a descrição detalhada da estrutura do processo da deglutição, tais como: o videoglutograma (VDG), que permite uma análise das três fases da deglutição (oral, faríngea e esofágica), mas expõe o paciente a radiação. Existe a videolaringoscopia da deglutição (VLD), de grande utilização, mas é invasiva, e por último, a ultrassonografia (USG), que ganha destaque por não expor a radiação e ter baixo custo, técnica essa utilizada e avaliada aqui nesse trabalho (FREITAS, 2017).

Os profissionais da área comumente analisam sem alguma espécie de automatização. No caso do movimento do osso hioide, a verificação é feita visualmente, sem técnica que acelere esse processo, causando, dessa forma, um trabalho repetitivo e cansativo, visto que é um osso que tem uma estrutura com tamanho médio de 42,04 mm e variação de 6,5 mm para mais ou para menos (KIM; MCCULLOUGH, 2008). Pensando nisso, a existência de uma alternativa para detecção automática e análise do movimento do osso facilitaria a vida dos profissionais e, consequentemente, dos pacientes em relação ao trabalho e tempo de resultado, respectivamente.

A detecção automática começou há 20 anos atrás era realizada através de técnicas de processamento imagens, com o tempo, a inteligência artificial (IA) foi crescendo e deu abertura para um novo marco: o período de detecção baseado em aprendizado profundo (ZOU, 2019), método utilizado nesse trabalho. Com isso, a área da inteligência artificial se encaixa com facilidade na área da medicina: exames, análises, diagnósticos, detectando órgãos do corpo humano, trazendo assim, precisão e velocidade.

A partir disso, o presente trabalho teve como finalidade desenvolver uma ferramenta responsável pela detecção e análise do movimento do osso hioide utilizando um método de

aprendizagem de máquina (campo da IA), *Deep Learning*, para facilitar o trabalho de profissionais de saúde.

## **1.1 Justificativa**

A possibilidade de facilitar alguns procedimentos na área da saúde oferecido pela inteligência artificial é o ponto de partida para este trabalho. Pensando nisso, o desenvolvimento de uma ferramenta para auxílio em análise e diagnóstico, referente ao movimento do osso hioide, agilizará resultados de exames e procedimentos terapêuticos de profissionais da área da fonoaudiologia, por exemplo, fornecendo assim, um acompanhamento essencial e mais rápido.

O ramo da inteligência artificial chamado *Deep Learning*, como foi citado na introdução, oferece técnicas que podem proporcionar a execução dessa ferramenta, assim atendendo a demanda desejada.

O exame escolhido como foco, foi a Ultrassonografia, como dito anteriormente, que em comparação a outros tipos de exame, possui a característica de não expor o paciente à radiação, apresenta um baixo custo, e se mostra eficiente para avaliar deglutição, que por consequência, envolve o movimento do osso hioide.

## **1.2 Objetivo Geral**

O objetivo geral desse trabalho é desenvolver um sistema que possibilita a detecção automática e análise do movimento do osso hioide, em exames de ultrassonografia, utilizando um ramo do campo da Inteligência Artificial, o *Deep Learning*. Além disso, foi construída uma página web para execução de exames e visualização de resultados, utilizando o React JS, uma biblioteca JavaScript.

## **1.3 Objetivos Específicos**

Os objetivos específicos são:

- A utilização de *Deep Learning* para a detecção do movimento do Osso Hioide.
- A utilização da arquitetura YOLO na sua versão 3 *tiny*.
- Calcular o deslocamento vertical e horizontal do Hioide nos pacientes com o osso em repouso e realizando a deglutição de saliva, consistência pastosa e líquida.

- Construção de uma página web para a visualização dos resultados.

## **1.4 Estrutura da Monografia**

Na Seção 2 serão introduzidos os assuntos que formam a base do presente trabalho, tais como: anatomia do Osso hioide e seu movimento, exame de ultrassonografia e seus concorrentes, Inteligência Artificial, aprendizado de máquina, aprendizagem profunda e o método utilizado, YOLO e os trabalhos nomeados relacionados com o estudo aqui mostrado.

Na Seção 3 serão abordados todos os processos para o desenvolvimento do trabalho, como: a configuração, preparação dos dados, preparação da rede, método utilizado para a detecção e análise do movimento e da página web.

Na Seção 4 serão mostrados os resultados encontrados do movimento do Osso Hioide nos pacientes e a estrutura da página web. Também serão abordadas as discussões referentes aos resultados obtidos.

Por fim, na Seção 5 será realizada a conclusão do trabalho e apresentadas algumas sugestões para trabalhos futuros.

## **2 Fundamentação Teórica**

A seguir serão explicados todos os conceitos essenciais para o entendimento do trabalho.

### **2.1 Osso Hioide**

O osso hioide é singular, não se liga diretamente a nenhum outro osso, podendo ser localizado na região do pescoço, abaixo da mandíbula. Este osso auxilia em funções importantes, como: deglutição, fala, mastigação e respiração. Para se manter estável, o osso hioide está suspenso por diferentes estruturas.

Seu formato é em “U”, podendo ser localizado suspenso na parte anterior do pescoço, sendo sustentado por algumas estruturas, como: ligamentos, fâscias e, particularmente, pelos músculos supra-hioideos e infra-hioideos. Sua anatomia pode ser dividida em: corpo, cornos maiores e corno menores. (LÓPEZ; ALBERTO, 2012)

O corpo é a região frontal do osso, o qual, possui um delineamento arredondado, portanto, é a região mais volumosa dessa estrutura. Referente aos cornos maiores, se iniciam do corpo, seguindo conjuntamente em direção contrária ao mesmo. Pertinente a sua anatomia, são alongados e contêm uma espessura menor quando comparado à do corpo.

Os cornos menores são duas saliências ósseas, semelhantes a pequenos chifres, localizados entre o corno maior e o começo do corpo, como mostrado na Figura 1, o mesmo, participa do processo de deglutição, contribuindo para manter a boca aberta.

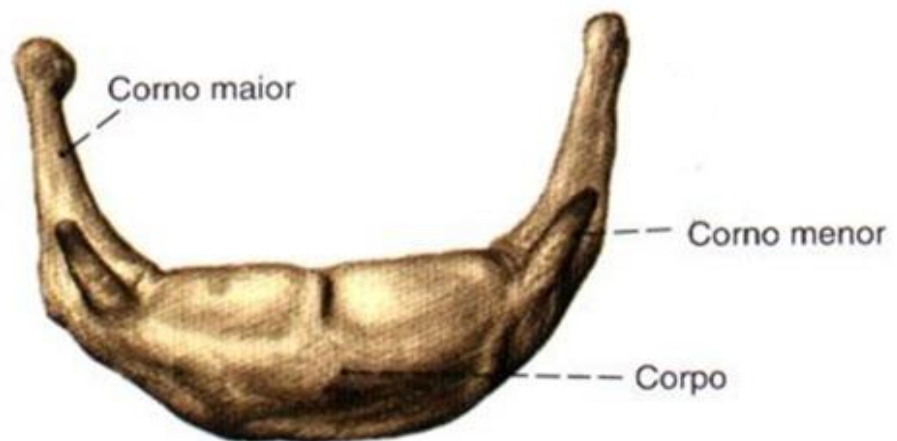


Figura 1 Anatomia do Osso Hioide  
Fonte: <https://www.anatomia-papel-e-caneta.com/osso-hioide/>

O osso hioide realiza um movimento vertical e horizontal no momento da deglutição. A base da língua se contrai e alguns músculos como o supra-hioideos puxam o osso para cima e para frente, causando o fechamento da epiglote e a abertura do esfíncter superior do esôfago. Dessa forma, o movimento do osso é essencial para a proteção das vias aéreas durante a ingestão de alimento, resultando em uma passagem segura e eficiente do alimento, como é possível ver no esquema da Figura 2. (KIM; MCCULLOUGH, 2008).

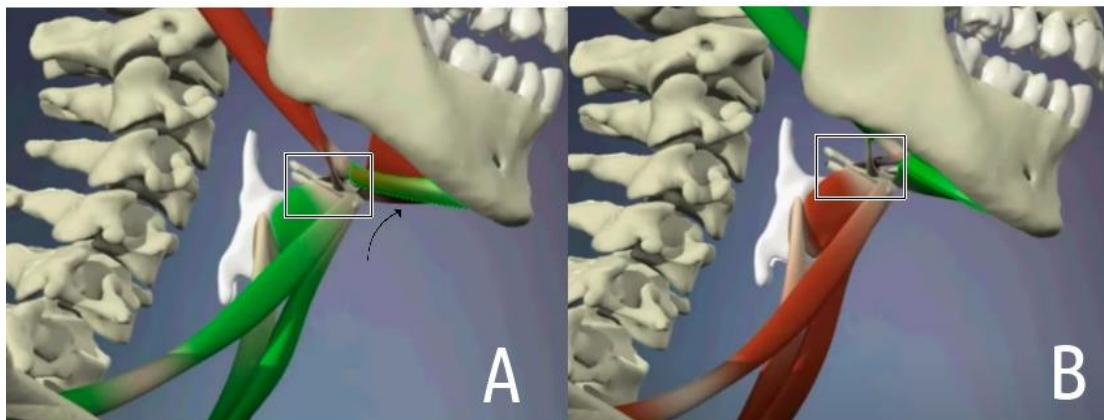


Figura 2 Movimento do Osso Hioide

(A)Osso Hioide pronto para realizar seu movimento, com a direção mostrada. (B)Osso Hioide com o movimento realizado

Fonte: WALKER, Mike. Elevation and Depression of The Hyoid Bone.2012. (1m32s). Disponível em:

<<https://www.youtube.com/watch?v=-21QCWqLviQ&t=159s>>.2.

## 2.2 Ultrassonografia

Para a visualização do osso hióide, existe a Ultrassom ou Ultrassonografia (USG) (Figura 3), que tem como objetivo a geração de imagens através de ondas sonoras de alta frequência e seus ecos. É um exame considerado não invasivo, capaz de fornecer imagens dinâmicas, podendo focar em tecidos moles e as estruturas do corpo. Portanto, possui uma grande utilidade no estudo da deglutição, que envolve a elevação do osso hioide, em termos de velocidade e distância, o movimento vertical da língua, a duração da deglutição e a distância entre o osso hioide e a laringe durante a mesma. (LEITE, et al, 2014)



Figura 3 Imagem Ultrassonográfica da região do pescoço  
Fonte: LYNCK, 2008<sup>3</sup>.

A utilização da USG possui vantagens a serem destacadas, tais como: não ser necessário o uso de contrastes ou corantes, ser possível ingerir alimentos durante a realização do exame, que pode acontecer à beira do leito, trazendo uma comodidade ao paciente. (LEITE, et al, 2014)

Além do exame ultrassonográfico, existem outras opções que podem ser utilizadas para análise da deglutição, são eles: o viodeglutograma ou videofluoroscopia (VFS), mostrado na Figura 4, na qual é possível analisar as fases oral, faríngea e esofágica da deglutição, porém, expõe o paciente à radiação; e a videolaringoscopia (VLD) na Figura 5, que pode ser realizada no consultório médico, causando apenas um pequeno desconforto, podendo investigar as possíveis causas de tosse crônica, rouquidão e dificuldade para deglutir (FREITAS, 2017).

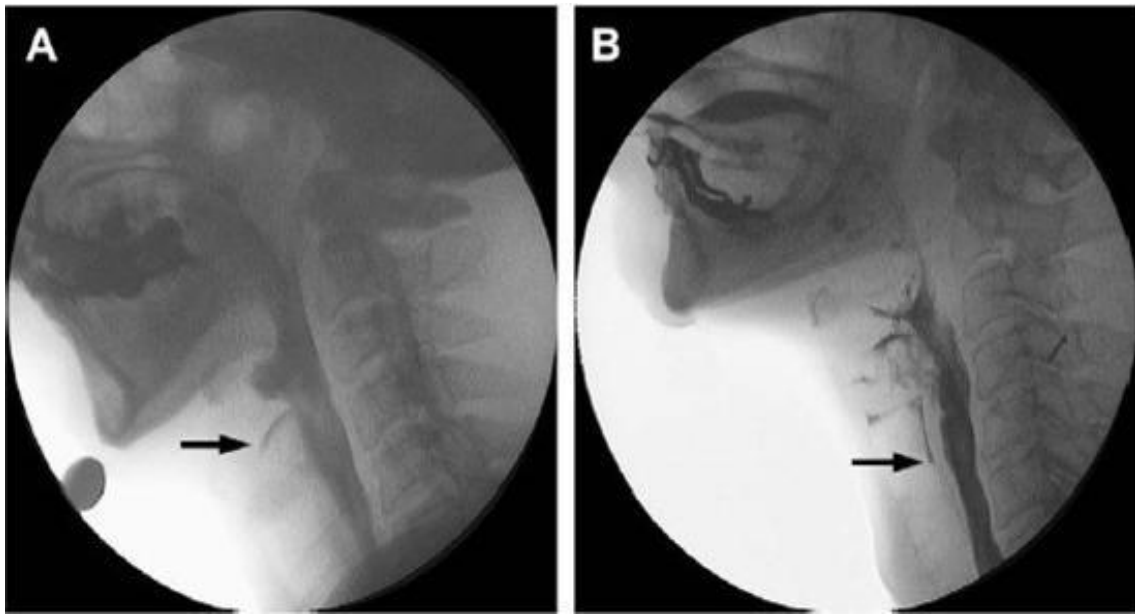


Figura 4 Videofluoroscopia

Fonte: <https://www.igastroped.com.br/disturbios-da-degluticao-diagnostico-etramento/>



Figura 5 Videolaringoscopia de uma laringe normal

Fonte: <https://www.otorrinorp.com.br/exames/laringe/video-laringoscopia-rigida-reflexivel/5>.

## 2.3 Inteligência Artificial

Grande parte do assunto abordado nesse estudo tem como base a inteligência artificial, que é um ramo da ciência da computação, que tenta simular o ser humano em relação ao pensar



ou como resolver problemas. Ela é utilizada em várias áreas bem conhecidas e importantes como o comércio, bancos, transporte, atendimentos a pessoas, gestão de recursos materiais, e tem um crescimento significativo em sua aplicação na saúde, que será o foco do presente trabalho. (LOBO, 2018)

Com a IA é possível reconhecer imagens, realizar iterações computadorizadas, automatizar tarefas, e dessa forma criar uma experiência para lidar com diferentes situações. A junção dessas possibilidades é chamada de aprendizagem de máquina ou "machine learning", que é um campo dessa área da ciência da computação. (LOBO, 2018).

### 2.3.1 Machine Learning

A ação de aprender está ligada diretamente a inteligência, pois, se um sistema tem a capacidade de ter um aprendizado e executar uma tarefa específica, ele pode ser chamado de inteligente (SILVA; VANDERLINDE, 2012). No aprendizado de máquina, os sistemas aprendem por análise de dados, onde, a partir disso, vão ser capazes de tomar decisões individuais e executar uma tarefa específica com o mínimo de intervenção humana. Tais aprendizagens podem se dividir em supervisionada, não supervisionada e por reforço.

Na maneira supervisionada de aprender, são fornecidos ao sistema, exemplos, e neles, são atribuídos rótulos associados, assim, a máquina é induzida a compreender a partir dessa conexão: exemplo-rótulo. (BATISTA, 2003). No aprendizado não-supervisionado os rótulos presentes anteriormente já não são aplicados. O sistema analisa os exemplos em busca de padrões, ou seja, com base nas similaridades. Por último, o aprendizado reforçado pode ser comparado com a aprendizagem humana quando criança, por exemplo, antes de engatinhar e andar, o bebê precisou cair em várias situações para que se aprimorasse até que o objetivo (que seria andar) fosse alcançado. A máquina lida com o que foi errado antes, para encontrar uma maneira correta nas próximas situações.

A forma em que as máquinas executam a ação de aprender não é de maneira manual, ou seja, não é necessário que toda a rotina seja programada com instruções específicas para executar determinada tarefa, e sim, um treinamento com uma grande quantidade/diversidade de dados e algoritmos, tornando a máquina capacitada para realizar seus objetivos.

Para aplicar os tipos de aprendizagem, a ML possui métodos que são responsáveis por essa tarefa, como as Redes Neurais Artificiais, Máquinas de vetores de suporte, árvore de decisão, algoritmos genéticos, entre outros (SOUTO, 1985). No presente trabalho será utilizada o método de Redes Neurais, pois conseguirá atender todas as necessidades.

### 2.3.1.1 Redes Neurais

A inteligência artificial, como o nome já diz, tenta simular a inteligência humana, ou seja, tem o propósito de realizar as ações, tendo como base o cérebro humano. Elas têm o objetivo de reproduzir o sistema de aprendizado realístico e, para isso possuem neurônios artificiais que foram projetados para serem similares aos biológicos.

Se uma rede tem a capacidade de aprender é porque ela retém o conhecimento, e o mesmo está distribuído nela. Uma Rede Neural Artificial (RNA) é composta por neurônios, como dito anteriormente, onde recebe entradas, que podem ser comparadas aos impulsos nos neurônios biológicos. Em seguida, as entradas são multiplicadas por pesos e uma soma é realizada, a fim de obter uma saída, formando assim sua arquitetura, dividida em Camada de Entrada, Intermediária (Oculta ou Escondida) e Saída, como visto na Figura 6.

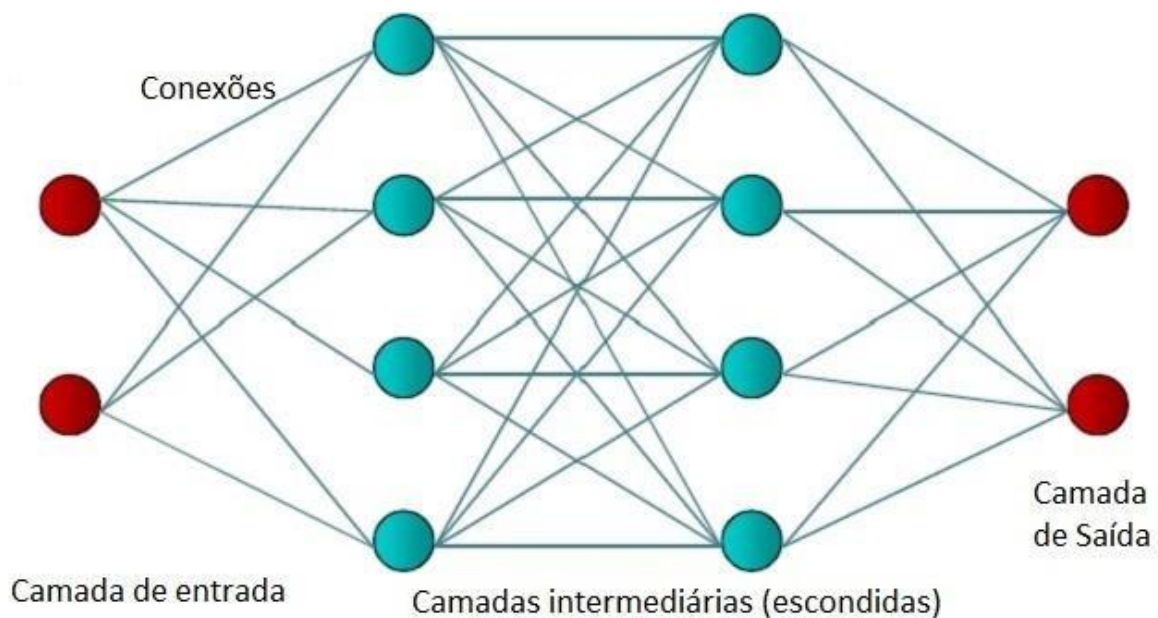


Figura 6 Arquitetura de uma Rede Neural

Fonte: <https://www.researchgate.net/figure/Figura-1-arquitetura-de-uma-Rede-NeuralMLP-Fonte-Adaptado-de-Fernandes-2005fig1265552060>

Existem diversos modelos de redes neurais artificiais, nas quais possuem camadas, arquiteturas e aprendizados diferentes. Neste trabalho o modelo de RNA escolhido foi a Rede Neural Convolucional, que consiste em uma rede que possui uma arquitetura especial. No caso de imagens, os neurônios recebem como entrada vetores de imagem, que contém informações RGB (Red - Green - Blue), onde acontece a operação de convolução para extrair características

da imagem, e assim, podendo realizar a classificação da mesma. A Figura 7 mostra um exemplo da arquitetura da rede neural convolucional. (O'SHEA; NASHA, 2015)

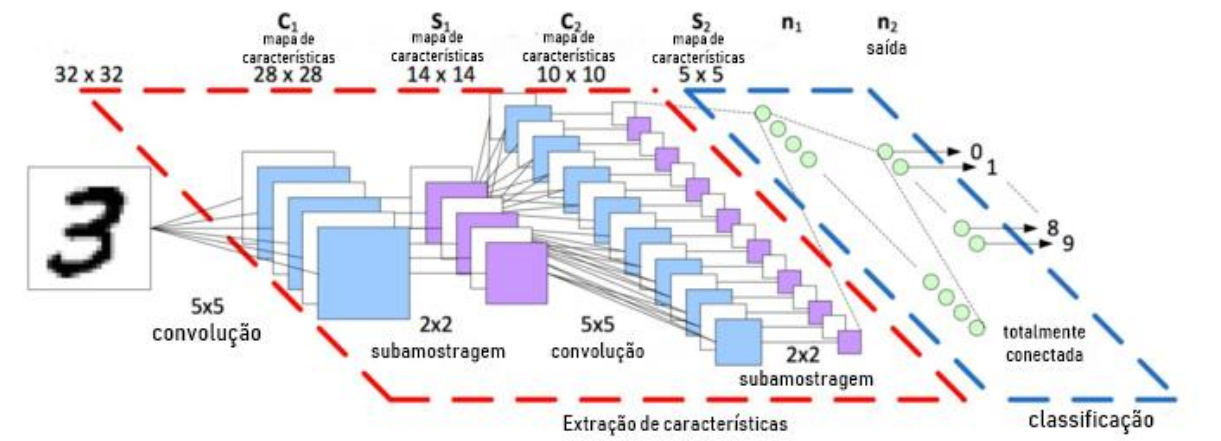


Figura 7 Arquitetura de uma Rede Neural Convolucional

Fonte: <https://hackernoon.com/understanding-yolo-f5a74bbc79676>.

Um conceito que se encaixa nesse contexto, é o de Aprendizagem Profunda (do inglês, *Deep Learning*, DL), que consiste em uma sub-área do Aprendizado de Máquina, que tem o objetivo em aprimorar a capacidade dos computadores em termos de classificação, reconhecimento e detecção. Baseada em redes neurais, a DL aprimora funções do Aprendizado de Máquina, que contribuem com a evolução das tecnologias (Figura 8). Atualmente, ela é utilizada no reconhecimento de fala, processamento de linguagem natural e reconhecimento de imagem, onde possui uma grande importância na área da saúde, que é o caso do presente trabalho. Na seção seguinte será mencionado o sistema baseado em DL que foi utilizado para realizar detecção.

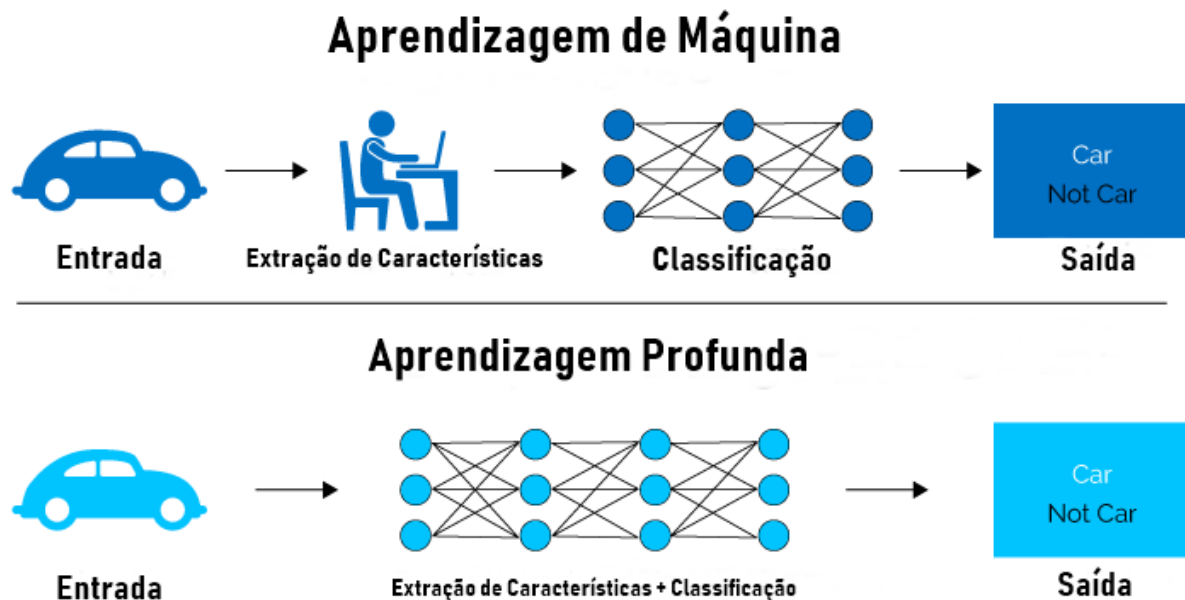


Figura 8 Comparando o aprendizado profundo com o aprendizado de máquina  
Fonte: <https://i2.wp.com/semiengineering.com/wpcontent/uploads/2018/01/MLvsDL.png?ssl=1>

### 2.3.2 YOLO

Como foi dito anteriormente, a tarefa de detectar objetos consiste em determinar o local na imagem em que eles estão presentes e classificá-los. O método escolhido foi a YOLO (REDMON, 2016), em inglês, *You only look once* ou Você olha apenas uma vez, que é um sistema de detecção de objetos em tempo real. Existem outros métodos que também executam essa tarefa, tais como o R-CNN (GIRSHICK, 2015) e suas variações e eles usam uma sequência de passos, dessa forma, é necessário realizá-la em várias etapas, o que propicia uma lentidão e também uma dificuldade de otimização. A YOLO oferece a execução em apenas uma rede neural e possui uma arquitetura com 24 camadas convolucionais, seguidas por duas camadas totalmente conectadas.

Além disso, esse sistema de detecção possui versões, especificamente, três: YOLO v1, v2 e v3. A última foi a escolhida para ser utilizada no presente trabalho, pois em relação as anteriores, se destaca em termos de velocidade e precisão (REDMON; FARHADI, 2018.).

A YOLO recebe uma imagem como entrada, dividindo-a em uma espécie de grade  $S \times S$  ( $S$  de largura x  $S$  de altura), onde cada célula presente na grade consegue fazer a previsão de

apenas um objeto, sendo responsável também pela classificação e localização da imagem. Caso o centro do objeto esteja presente em uma célula do gradeado, a mesma será encarregada pela detecção do objeto. (KHADELMAWAL, 2019)

Cada um dos corpúsculos do gradil prevê caixas delimitadoras, no inglês, *bounding box*, com pontuação de confiança para as mesmas. Essa confiança representa a precisão da caixa delimitadora, e também se ela contém um objeto detectado. Existem situações onde as caixas possuem pontuações de confiança baixa, então é possível definir um limite, como 50%, por exemplo, permanecendo na imagem, apenas as caixas que possuem maior confiança, como podemos ver na Figura 9.

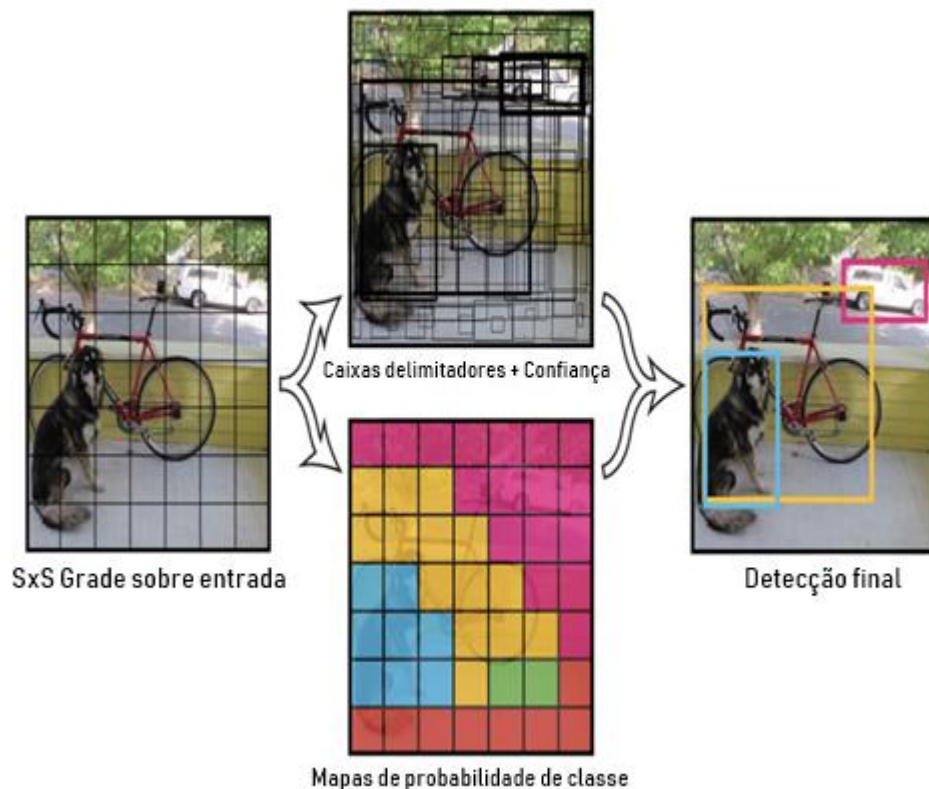


Figura 9 Funcionamento da YOLO

Fonte: <https://towardsdatascience.com/computer-vision-a-journey-from-cnn-to-mask-rcnn-and-yolo-part-2-b0b9e67762b17>.

Além da confiança, a previsão da caixa delimitadora, é formada por mais 4 componentes:  $(x, y, w, h)$ , como pode ser observado na Figura 10. As coordenadas  $(x, y)$  representam o centro da caixa, em relação à localização do corpúsculo do gradil, é importante lembrar que, caso o centro da caixa não esteja dentro da célula da grade, a mesma não será

responsável pela detecção. Os componentes são normalizados para ficar na faixa entre 0 e 1. O  $(w, h)$ , *width* e *height*, respectivamente, representam a largura e a altura, respectivamente, da dimensão da caixa em relação à imagem.

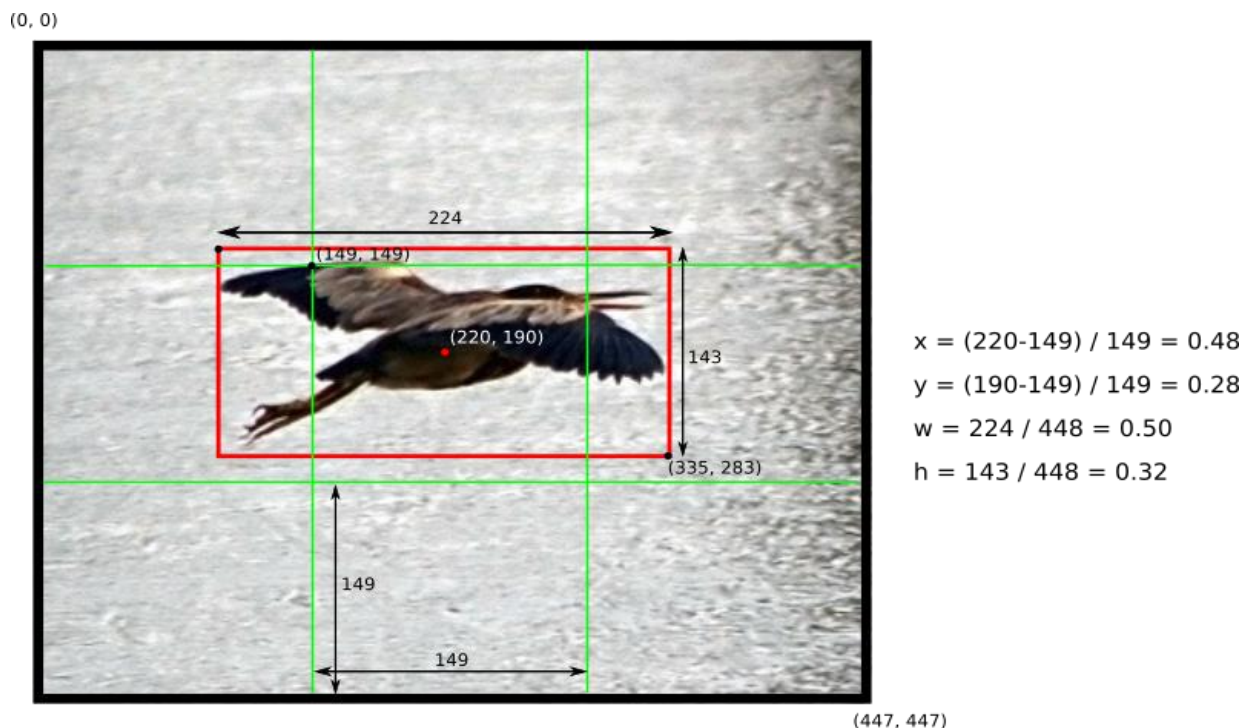


Figura 10 Caixa delimitadora - cálculo das coordenadas em uma imagem 448x448 com S=3  
Fonte: <https://hackernoon.com/understanding-yolo-f5a74bbc79678..>

Como descrito anteriormente, foi escolhido o uso da terceira versão da YOLO, além das vantagens citadas, pode ser salientado que a YOLOv1 possui um limite para as previsões, que era de um tipo de classe em um gradil, apenas. A YOLOv3 é, por enquanto, a última versão, e pode ser considerada como o estado da arte para detecção de objetos. Ela também possui uma versão chamada de minúscula, ou no inglês *tiny*, que é compactada, onde apresenta menos camadas convolucionais, dessa forma, diminuindo o tempo de processamento computacional da rede.

## 2.4 Trabalhos Relacionados

Os trabalhos que serão mencionados a seguir foram selecionados por meio de bases de artigos científicos: Scientific Electronic Library Online (SciELO), Pubmed e Lilacs. Utilizando os seguintes descritores: osso hioide, movimento e tecnologia, a fim de filtrar a pesquisa e obter resultados mais específicos, foram escolhidos três artigos, os quais foram entendidos como relacionados ao presente trabalho.

O primeiro trabalho é o (ZHANG; COYLE; SEJDIC, 2018), que destaca a importância do deslocamento do osso hioide e tem o objetivo de detectar automaticamente a localização do osso. Foi utilizado o Detector MultiBox de disparo único, do inglês, *Single Shot multibox Detector*-SSD e uma rede neural convolucional profunda, para tanto classificar, quanto detectar o osso. Além disso, o trabalho comparou através do Faster-RCNN e YOLOv2, que são outros dois métodos de detecção. O tipo de exame abordado no trabalho foi o de Estudo de deglutição videofluoroscópica, do inglês, *Videofluoroscopic Swallowing Study*-VFSS.

Foram submetidos à videofluoroscopia 265 pacientes, instruídos a ingerir líquidos de diferentes consistências e volumes, purê e biscoitos, para estudo da deglutição. Foram separados 70% dos pacientes para treinamento, e 30% para teste, totalizando cerca de 30.000 e 18.000 quadros com anotações, respectivamente. Os resultados obtidos mostraram que o método SSD superou seus concorrentes de detecção, com uma precisão média de 89,14%.

Em comparação ao presente trabalho, é possível notar a diferença no tipo de exame utilizado, e também destacar que utilizar a videofluoroscopia traz uma desvantagem, pois é um método invasivo, como foi dito anteriormente. Outra diferença apresentada são os métodos de detecção que foram aplicados, o SSD, Faster-RCNN e YOLOv2, que caso comparados com os mais atuais, a YOLOv3, por exemplo, apresentam piores resultados.

Já o trabalho (MAO, et al, 2019) apresentou uma investigação do movimento do osso hioide utilizando um sensor de acelerometria, que trata de um sensor não invasivo que se conecta à superfície do pescoço humano, e junto, empregaram uma rede neural profunda, especificamente, a recorrente empilhada, do inglês, *Stacked Recurrent Neural Network*-SRNN, para ser possível descrever matematicamente a relação que foi encontrada entre o movimento do osso e os sinais extraídos dos sensores.

A coleta dos dados foi feita a partir de 400 deglutições de 114 pacientes, que se inscreveram para realizar o VFSS, por motivo de apresentarem suspeita de uma doença que compromete a ingestão de alimentos. Foram submetidos a deglutição de líquido espesso de néctar, pudim e saliva. A utilização do sensor foi feita simultaneamente durante todos os



exames, com ele acoplado no pescoço. Nos resultados não foram mostrados os valores quanto ao movimento, mas, é possível detectar, com precisão, o deslocamento do osso hioide durante a deglutição, com a utilização do sensor com acelerômetro, e algoritmos avançados de aprendizagem de máquina, especificamente a SRNN, comparando com a avaliação humana para o mesmo fim.

Tal trabalho possui semelhança com o atual apresentado, quando se trata de detectar o movimento do osso, porém, o último tem a finalidade de quantificar e utilizar apenas *Deep Learning* para atingir os resultados. Uma diferença notável é a utilização de videofluoroscopia como exame, como já foi dito anteriormente, possui a desvantagem de por ser invasivo, ao contrário da ultrassonografia. Pode-se destacar também, a utilização de outro tipo de rede neural, pois se tratava da descrição matemática em relação aos sinais de vibração e movimento do osso hioide durante a deglutição.

Por último, o trabalho (CORDARO; SONIES, 1993) apresenta uma abordagem diferente em relação ao método, ao contrário dos anteriores, que utilizam Inteligência Artificial. O trabalho mencionado utilizou técnicas de processamento de imagens, com o objetivo de determinar medidas quantitativas da posição do osso hioide, fazendo uma comparação utilizando exames de ultrassonografia (USG) e videofluoroscopia (VF). Portados de 841 imagens de ultrassom submandibular, e imagens videofluorográficas foram gravadas de maneira simétrica e sincronizada entre eles.

Um paciente foi submetido a ingerir uma colher de chá de bário líquido, e através de técnicas de processamento de imagem, os resultados mostraram que, a ultrassom não transmitiu bem através do osso, e concluiu-se que a VF seria mais apropriada para esse fim, porém, devido a radiação da VF, houve uma limitação no estudo. Outras limitações destacadas foram a resolução da imagem, distorções e manchas. A diferença média das posições do osso extraídas entre a US e VF foi de 3,7 mm, e as diferenças mínimas e máximas de 0,8 mm e 8,7 mm, respectivamente. Na Tabela 1 podem ser observadas as diferenças entre o trabalho desenvolvido aqui e os relacionados, no tocante ao método e objetivos.



Tabela 1 – Tabela para comparação de características dos trabalhos relacionados

Autor	Objetivo	Exame	Método
ZHANG , Z; COYLE , J.L; SEJDIC, E. 2018	Detecção automática do osso hioide em imagens videofluoroscópicas (VFF), utilizando Deep Learning.	Videofluoroscopia	Detector MultiBox de disparo único, utilizando o algoritmo SSD.
MAO, S et al.2019.	Rastrear o movimento do osso hioide usando sinais adquiridos a partir de sensores colocados no pescoço humano, com exploração dos sinais utilizando a SRNN.	Videofluoroscopia	Rede neural recorrente empilhada (SRNN) e sensores de acelerometria
CORDARO,M.A; ONIES,BC,1993	Desenvolvimento de uma técnica de processamento de imagem com hardware para extrair quantitativamente o movimento do osso hioide no ato do tempo.	Ultrassonografia e Videofluoroscopia	Técnicas De processamento digital de imagens.

Nosso trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema para detecção do movimento do osso hioide em exames de ultrassonografia utilizando *Deep Learning*, quantificando os casos abordados de deglutição e disponibilizando a visualizações dos resultados em uma página web. Há uma semelhança maior com o primeiro (ZHANG; COYLE; SEDJC, 2018) e o segundo trabalho (MAO, et al, 2019) que em relação ao método, utilizam inteligência artificial. Em relação aos exames utilizados, o primeiro e segundo trabalho utilizam a videofluoroscopia, que é uma desvantagem pela questão da exposição à radiação que ele causa, diferente da ultrassonografia. O terceiro trabalho (CORDARO; SONIES, 1993) utiliza tanto o exame de ultrassom, quanto a videofluoroscopia, pois é feita uma comparação entre eles, junto ao uso de técnicas de processamento de imagens.

### 3 Metodologia

A metodologia abordada se inicia a partir da utilização da base de dados no trabalho (LOPES, 2019), onde são contidos frames de vídeos de ultrassom feitos com os pacientes para estudo da deglutição e, por consequência, tendo o osso Hioide como parte desse processo, sendo essa a maneira de conseguir detectá-lo junto a seu movimento. A base de dados estava dividida em quatro tipos de *vídeos*:

- Repouso: Onde o paciente não realiza a deglutição.
- Ingerindo saliva: O paciente deglute a própria saliva para análise do deslocamento do osso.
- Ingerindo consistência pastosa: O paciente é submetido a ingerir um líquido de consistência pastosa para a mesma finalidade das deglutições anteriores.
- Ingerindo líquido: Nesse caso, o paciente é colocado a ingerir um líquido, para novamente, ser observado o osso.

O presente trabalho utiliza 421 imagens para o conjunto de treinamento, 83 imagens para validação e 84 para teste, onde os *vídeos* de repouso, saliva, pastoso e líquido, foram distribuídos aleatoriamente em todos os conjuntos mencionados. Já estavam rotuladas por profissionais da área de fonoaudiologia e pelo software *Labellmg*, ou seja, toda marcação das coordenadas já estavam com as imagens de treinamento e validação no formato YOLO: *<classe do objeto> <centro do objeto em x> <centro do objeto em y> <largura do objeto> <altura do objeto>*, valores esses que variam de 0 a 1, exceto a *<classe do objeto>*.

Após isso, foi realizada uma pesquisa sobre o osso hioide, sua estrutura e seu movimento e de que forma poderia ser feita a detecção da sua mobilidade, que é a finalidade principal do presente trabalho. Foi necessário encontrar qual a grandeza do movimento poderia ser analisada, se seria pela distância, velocidade e angulação. Depois de várias pesquisas, foi concluído que seria utilizada a distância em milímetros (mm) junto a um valor referência que corresponde a distância do deslocamento do osso em pessoas saudáveis, que no caso é de uma média de 10,88 mm com variação de 1,47 para mais ou para menos e 10,45 mm com variação de 2,21 mm para mais ou para menos (YAMAZZAKI, et al. 2012). Além disso, foi necessário buscar o tamanho do osso hioide e da sua estrutura, para encontrar uma aproximação para o valor do deslocamento do osso. Nesta seção, serão apresentados os passos utilizados para toda execução.

### 3.1 Configuração

Foi utilizado o repositório da darknet (ALEXEY, 2013) com algumas alterações que facilitaram algumas operações que foram necessárias para a continuação do trabalho. Junto a isso, foi necessária a instalação e configuração do CUDA, acrônimo de *Compute Unified Device Architecture*, portado com a versão 10.2. É uma *engine* desenvolvida pela Nvidia para ser efetivado o uso de todo poder de processamento da GPU, a ser utilizado no treinamento, teste e detecção. Outro pré-requisito foi a instalação do OpenCV, biblioteca que possui o objetivo de facilitar o acesso da visão computacional aos desenvolvedores. A versão empregada foi a 4.1.2.

### 3.2 Preparação dos Dados

Como mencionado anteriormente, foi utilizada a YOLOv3 para detecção do osso hioide. Em relação aos dados, eles requerem preparação para encontrar os resultados esperados. Tal preparação se dá:

- Para melhor organização e auxílio para ações futuras, é recomendado separar arquivos em pastas que farão parte do treino, teste e validação;
- Para separar o arquivo que possui o(s) nome(s) das classes que deseja detectar (No presente caso, uma classe, apenas) que possui a extensão "*name*";
- Para separar os arquivos que possuem o caminho para os arquivos de treino, teste e validação, quantidade da (s) classe(s) e o caminho onde ficarão salvo os pesos do treino, que é dotado da extensão "*data*";
- Se necessário, fazer alguma alteração no arquivo de configuração da YOLO, da versão escolhida.

### 3.3 Rede e Treinamento

Ao invés da YOLOv3 foi utilizada sua versão minúscula, a *tiny*, a qual possui uma quantidade menor de camadas, se adequando ao atual trabalho com 421 imagens para o treinamento, 83 imagens para validação, 84 para teste de 11 pacientes e somado a 110 vídeos divididos em:

- 11 vídeos: Osso Hioide em repouso;
- 33 vídeos: Deglutição com saliva;
- 33 vídeos: Deglutição com consistência pastosa;
- 33 vídeos Deglutição com líquido.

As especificações da máquina utilizada no treinamento são: GPU NVIDIA Tesla T4 com 16GB, uma memória RAM com 13GB, um HD com 100GB e CPU Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.00GHz. No arquivo de configuração foi modificado o tamanho do *batch* para 24 e as *subdivisions* para 8, para um treinamento sem interrupções ou erros de memória. É possível também, modificar a quantidade de *classes* que, no caso, era apenas uma (Osso Hioide) e o filtro para a equação  $(classes + 5) * 3$ , onde *classes*, é substituído pela quantidade, que foi dita anteriormente.

O critério de parada foi a partir da função de perda que está logo após o número de iterações, no segundo parâmetro de saída (Figura 11), assim que ela parar de diminuir após um tempo, o treinamento pode ser interrompido. Junto a essa proposta, foi utilizada a porcentagem de confiança nos testes, onde foi utilizada uma máquina com uma GPU NVIDIA GTX 1050 ti com 4GB, uma memória RAM com 8GB, um HD com 1TB e CPU Intel(R) Core (TM) i7-7700HQ CPU@2.80GHz. Quando tal nível de confiança foi maior ou igual a 85%, o treinamento foi interrompido, totalizando 70.000 iterações para atingir o resultado esperado. É importante destacar que para conseguir utilizar a GPU para o treinamento e teste, é necessário atribuir no makefile GPU para 1, que, por padrão, é 0.

```
9798: 0.370096, 0.451929 avg, 0.001000 taxa, 3.300000 segundos, 627072 imagens
```

Figura 11 Saída YOLO

Fonte: <https://timebutt.github.io/static/understanding-yolov2-training-output/1>

### 3.4 Detecção e Análise do Movimento

Para uma detecção mais dinâmica, quando se trata de movimento, e após ter resultados com porcentagens de confiança maiores que 85% quando efetuado teste em imagens, foi escolhido o vídeo, e para realizar tal ação, foi necessário modificar a maneira de executar o teste no terminal, além de atribuir no makefile *OPENCV* para 1, que, por padrão é 0. Para ter

êxito nessa atribuição, é preciso ter instalado o OPENCV, assim como para atribuição anterior em relação a GPU, é necessária a instalação do CUDA, como foi mencionado anteriormente nos pré-requisitos, no item de configuração.

A própria darknet oferece um suporte para detecção em vídeo, então, ao executá-la é possível visualizar todas as porcentagens de confiança em determinados frames por segundos junto ao vídeo executado com o movimento *da bounding box* acompanhando o objeto detectado.

Para realizar a análise, foi fundamental obter os valores das coordenadas da caixa delimitadora  $(x,y,w,h)$ , que são oferecidos em pixels, onde representam o deslocamento da mesma na imagem, dessa forma, foi realizada a comparação do tamanho da caixa em relação as medidas reais do osso, para a conversão das medidas em pixels para milímetros ou centímetros entre os valores reais do osso.

Tais valores em pixels foram obtidos através de um repositório darknet (ALEXEY, 2013) que possui algumas alterações, onde uma delas, seria a visualização e armazenamento em um arquivo com extensão .txt, tanto das porcentagens de confiança nos *frames*, quanto dos valores das coordenadas da *bounding box*. Para facilitar o entendimento a seguir, as coordenadas oferecem os valores em pixels e o  $(x,y)$ , respectivamente, os deslocamentos no *eixo x* e no *eixo y*. Em relação ao *eixo x*, quanto mais o deslocamento da caixa for para a esquerda do gradil, seu valor diminui, e quanto mais para a direita, seu valor aumenta. Já o *eixo y* se comporta de forma contrária, quanto maior sua elevação, menor o valor será, e quanto maior sua descida maior será o seu valor, como é mostrado na Figura 12.

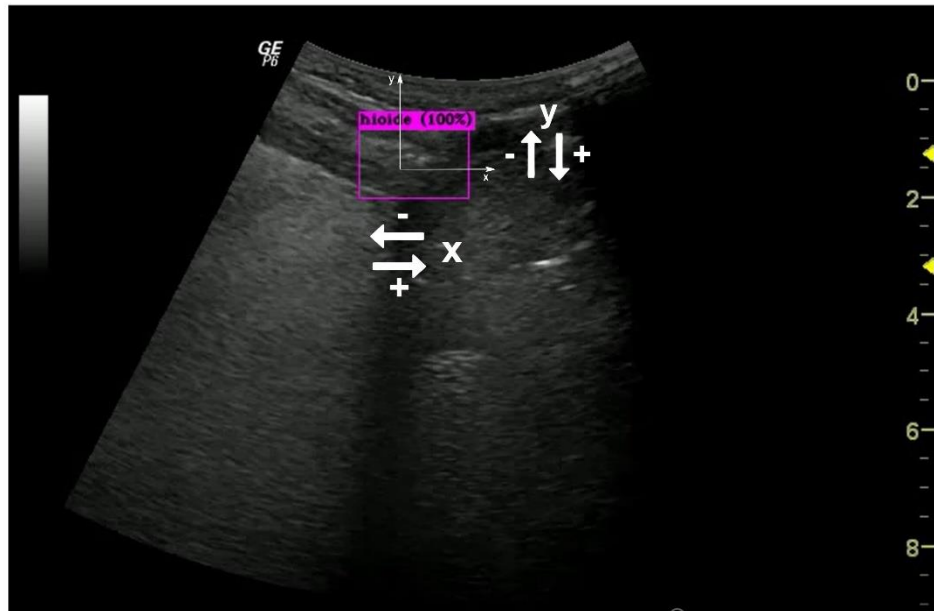


Figura 12 Representação dos valores das coordenadas x e y  
Fonte: Própria<sup>1</sup>.

Com isso, a análise foi feita da seguinte forma:

A partir de um valor referência da média do tamanho dos cornos maiores do osso hioide em milímetros (mm), foi feita uma relação com o tamanho (*width*) médio da caixa delimitadora (pois, ao decorrer do movimento, ela sofre mudanças no valor e ele não é fixo, por esse motivo, a escolha da média) em pixels. Por exemplo, se o valor do tamanho médio dos cornos for 30 mm e o tamanho médio da caixa 40 px, então foi adotada uma relação que nesse caso, 40 px equivalem a 30 mm. Então, para obter o valor do deslocamento vertical, foi utilizada a coordenada Y, pois ela oferece os valores em pixel do movimento da caixa na vertical, para saber o quanto o osso deslocado no processo de deglutição. Foi calculada a diferença entre o maior valor e menor valor dos pixels presentes na coordenada Y, já que se trata do ponto mais alto (elevação) e o ponto mais baixo (repouso), respectivamente, do osso, que no caso, é a caixa delimitadora. Com esse dado, consideramos as razões e proporções entre a caixa e o osso hioide, onde a largura é proporcional ao tamanho médio de 33,04 mm. E em relação a altura foi feita uma aproximação de valor junto a largura. Portanto, foi utilizado:

- *width*, que foi escolhida a média dos valores apresentados, em pixels.
- O tamanho médio dos cornos maiores do osso hioide, em milímetros.

- A diferença do maior e menor valor das coordenadas Y, que seria o quanto a caixa delimitadora se deslocou, em pixels.
- O valor do deslocamento da caixa, que no caso, seria o deslocamento do osso, em milímetros.

É importante destacar que o cálculo se trata de uma aproximação, e a ideia pode ser utilizada para o deslocamento horizontal utilizando a coordenada  $x$ , seguindo o mesmo procedimento.

Para manipular os registros das coordenadas, foi necessário construir um *script* em Python na Versão 3, para extrair os mesmos do arquivo com extensão .txt e realizar o cálculo. Na seção decorrente serão mostradas as discussões e resultados do estudo.

### 3.5 Página WEB

Para realizar a detecção e visualização dos resultados de maneira mais interativa, foi construída uma página web com ReactJS. React é uma biblioteca Javascript de interface do usuário e foi desenvolvida pela empresa Facebook, e se destaca no oferecimento da renderização de interfaces de usuários complexas e completas acompanhado do alto desempenho. (KUMAR; SINGH, 2020).

O React não considera o DOM, do inglês, Document Object Model, dessa forma tornando a aplicação mais simples. Possui suporte para aplicativos móveis e web, sendo denominado React Native e ReactJS, respectivamente, sendo o último utilizado neste presente trabalho.

Para o backend foi utilizado o NodeJS (LENON, 2018), que é um ambiente que acessa, por meio do JavaScript, ao lado do servidor. Possui essa vantagem onde os desenvolvedores front-end escrevem JS para o navegador e a agora, com o node, podem escrever também para o servidor, sem a necessidade de utilizar outra linguagem.

Portado dessas ferramentas, a página web para detecção e visualização do movimento do osso hioide, funciona de maneira que o usuário com seu vídeo de deglutição da ultrassom faz o upload do arquivo de maneira simples e interativa. Após o carregamento, é possível iniciar a detecção desejada, e assim que ela é realizada, o resultado é exibido na tela: o resultado, seria o vídeo enviado, agora rotulado e a descrição dele, ou seja, o valor dos deslocamentos que o osso apresentou. Também existe a opção de fazer o download do arquivo rotulado, caso o usuário tenha interesse. (Imagem 25 – Anexo)

Foi utilizada uma máquina com uma GPU NVIDIA GTX 1050 ti com 4 GB, uma memória RAM com 8 GB, um HD com 1 TB e CPU Intel (R) Core (TM) i7-7700HQ CPU@2.80GHz, que é responsável por executar a detecção e gerar os arquivos necessários para o usuário ter exposto o resultado e descrição desejada, sendo assim, o servidor da aplicação.



## 4 Resultados e Discussões

Os resultados e discussões, que serão mostrados a seguir, serão focados em atingir o objetivo do trabalho aqui apresentado, onde foi mencionado anteriormente que será a detecção automática e análise do movimento do osso hioide, em exames de ultrassonografia.

### 4.1 Resultados

Os resultados serão divididos em 4 casos, formados pelo repouso do osso, que se dá enquanto o paciente ainda não deglutiou o alimento, a deglutição com saliva, com um alimento pastoso e, por último, a deglutição comum a consistência líquida, com a proposta de mostrar os valores resultantes e casos em que aconteceu anomalias, ou seja, quando a caixa delimitadora, em determinados *frames* detecta o osso mais de uma vez na imagem, prejudicando o cálculo do deslocamento.

#### 4.1.1 Repouso

Esse estado, como já foi dito, é quando o paciente ainda não deglutiou, ou seja, é o ponto inicial para começar a elevação do osso, participando assim do processo que leva o alimento da boca para o sistema digestório.

Na Figura 13 é mostrada a detecção do osso pronto para realizar a elevação. Nos 11 vídeos testados, foi possível encontrar pequenos valores de deslocamento, mesmo estando no estado de repouso. A média do deslocamento vertical para esse caso foi de 3,39 mm. Onde o menor valor médio foi do Paciente 5, que obteve um deslocamento de 1,76 mm, e o maior do Paciente 6, com 5,8 mm. Também foi calculado o deslocamento horizontal onde foi obtido 6,97 mm, com menor valor médio de 2,2 mm do Paciente 11 e o Paciente 10, com maior valor, dado por 22,12 mm. (Tabela 3 – Anexos)

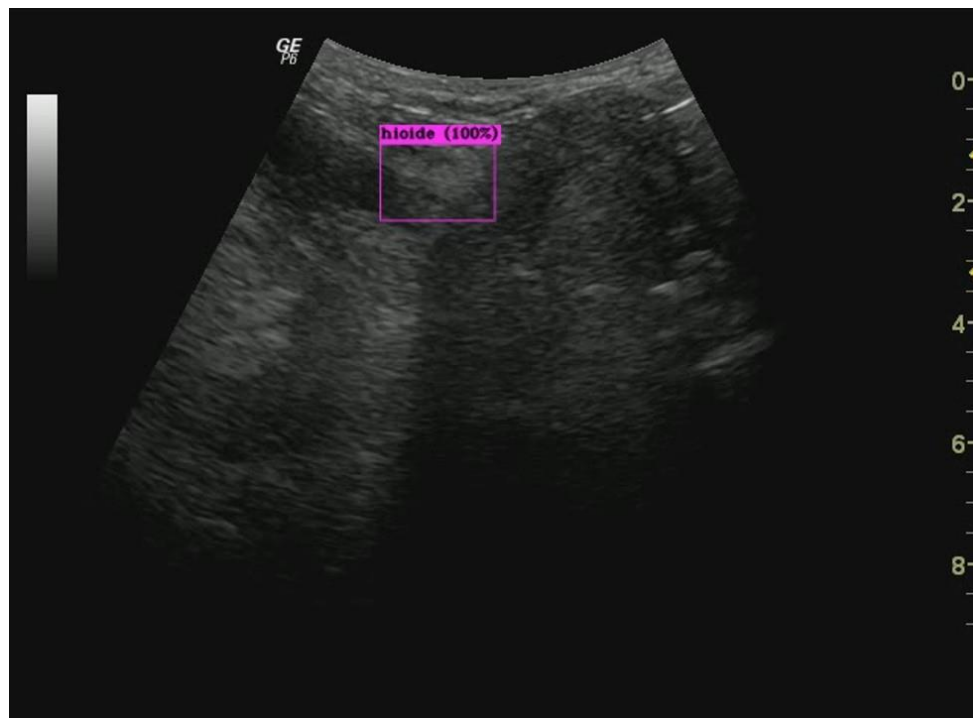


Figura 13 Hioide em Repouso  
Fonte: Própria<sup>1</sup>.

#### 4.1.2 Saliva

No segundo caso, se encontra a deglutição com a própria saliva do paciente. Diferente do repouso, nesse estado acontece o processo deglutitivo, onde o paciente ingere algo, no caso, a saliva. Outra diferença da situação anterior, é que cada paciente possuía três vídeos desse processo, então foi testado e feito uma média de cada paciente, para assim, ser possível calcular para todos. A média geral do deslocamento vertical foi de 17,35 mm, com o maior valor médio encontrado no Paciente 1 com 28,46 mm, e o menor no Paciente 5, com 6,89 mm. Em relação ao deslocamento horizontal, a média foi de 27,98 mm, com valor máximo no Paciente 6 com 48,57 mm e mínimo de 13,69 mm. Na Figura 14 podemos ver a elevação do osso hioide na deglutição.

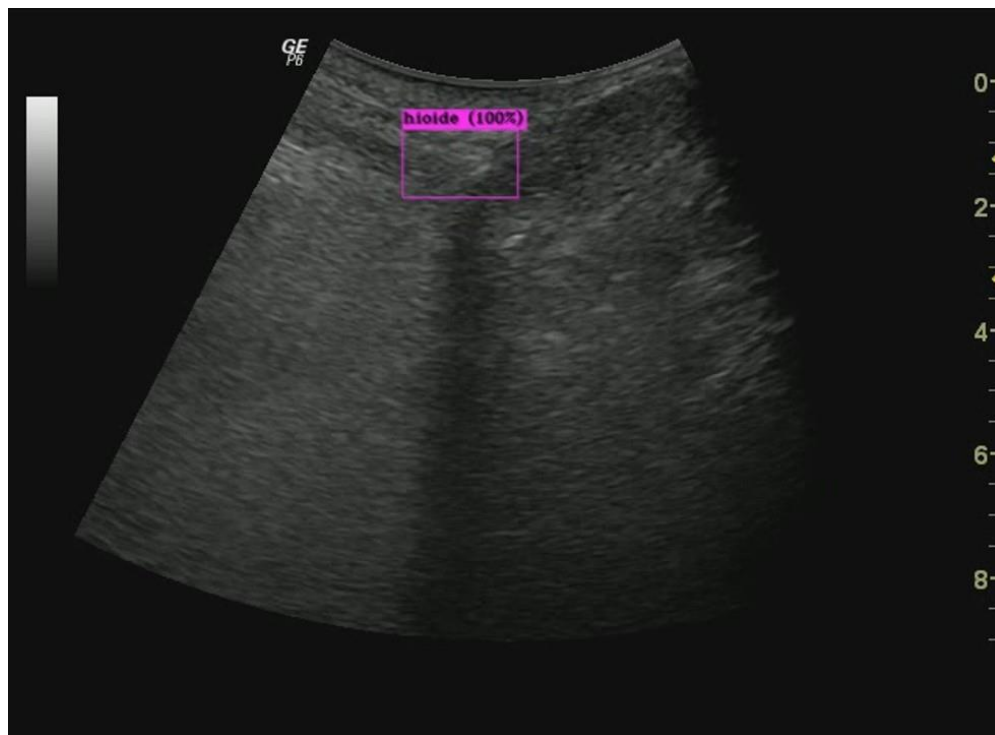


Figura 14 Hioide na deglutição com saliva  
Fonte: Própria<sup>2</sup>.

#### 4.1.3 Pastoso

O terceiro caso se trata de uma deglutição com um líquido espesso, apresentando semelhança com o caso anterior, na quantidade de vídeos, 3 para cada paciente, ou seja, foram 33 testados e analisados, onde resultou em uma média de deslocamento vertical de 13,19 mm, com maior valor no Paciente 3, que apresentou 23,04 mm, e menor valor junto ao Paciente 11, com 8,28 mm. No deslocamento horizontal, os pacientes com maiores e menores valores foram o 8 e 2, com 40,15 mm e 33,04 mm respectivamente, com uma média geral de 26,92 mm. A Figura 15 mostra esse caso de deglutição.

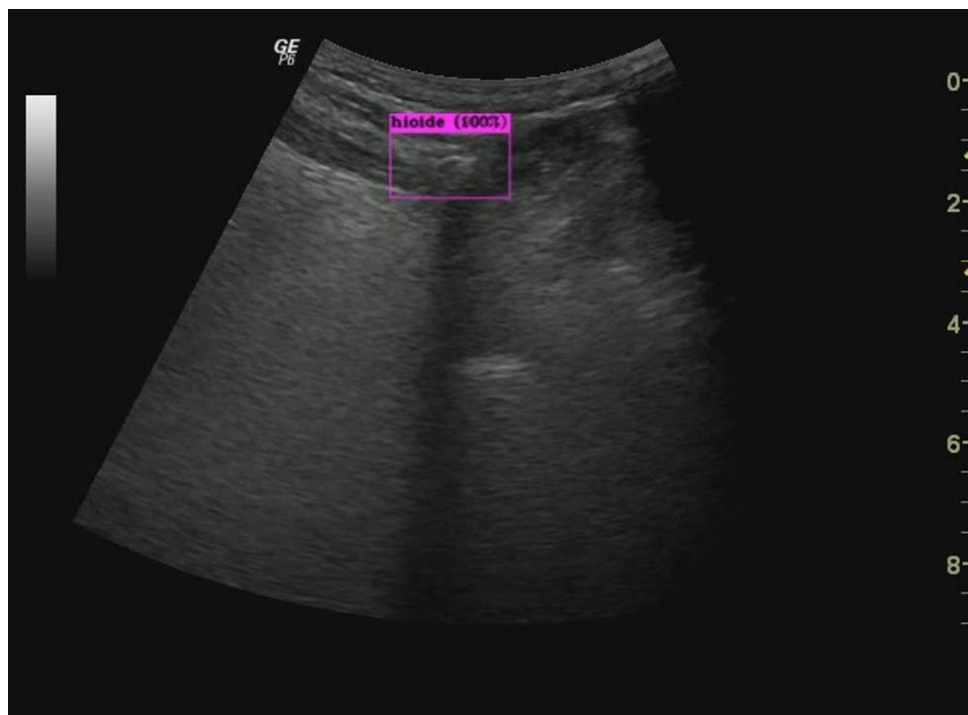


Figura 15 Hioide na deglutição com consistência pastosa  
Fonte: Própria<sup>3</sup>.

#### 4.4.4 Líquido

O último caso é dado pela ingestão de uma consistência líquida, que tem o mesmo padrão de quantidade vídeos testados e analisados dos 2 últimos casos mencionados anteriormente. Sua média geral de deslocamento vertical apresentou um resultado de 13,02 mm, com valor máximo médio de 23,65 mm do Paciente 9 e valor mínimo de 5,18 mm do Paciente 5. Já no deslocamento horizontal, a média geral foi de 25,05 mm, com os Pacientes 8 e 1, resultando em 35,95 mm e 17,73 mm, respectivamente, com o maior e menor valor médio para a deglutição com líquido, mostrado na Figura 16.

## Hioide na deglutição com consistência líquida

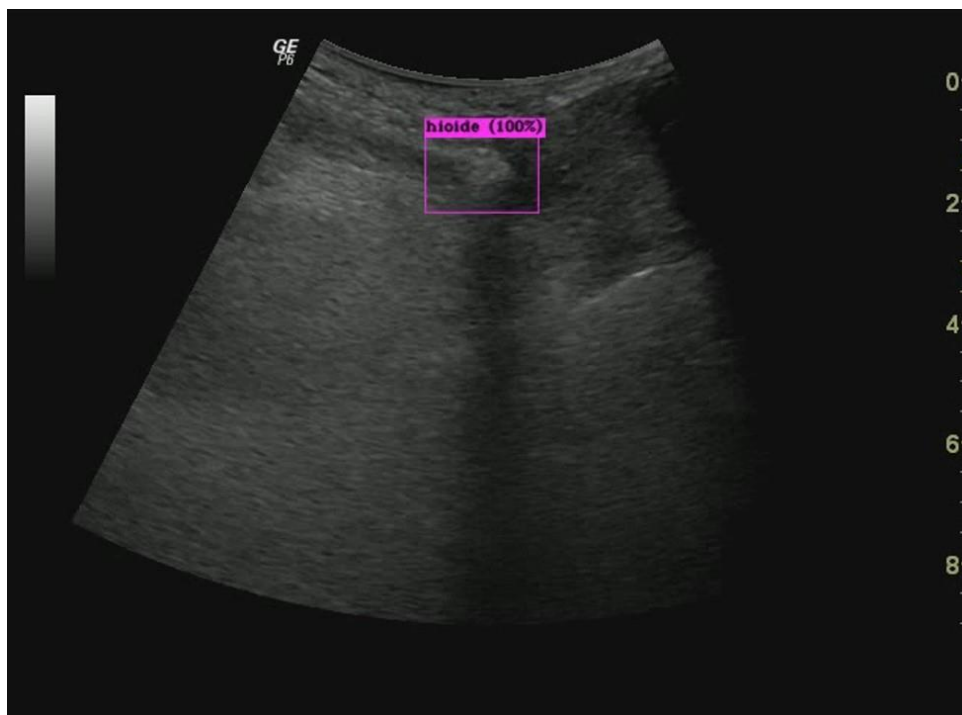


Figura 16 Hioide na deglutição com consistência líquida  
Fonte: Própria<sup>4</sup>.

### 4.1.5 Falhas

As falhas que serão apresentadas, foram vistas a partir de erros de detecção visualizados por aparições de mais de uma caixa delimitadora em determinados frames do vídeo dos pacientes. Essas aparições afetaram diretamente no cálculo do deslocamento, resultando em valores mais altos em relação a maioria, tornando assim uma característica da consequência dessa anomalia na detecção. Tais valores que serão apresentados não são valores de média, e sim, os que fazem parte do cálculo do movimento do osso em cada vídeo dos estados correspondentes.

A deglutição em saliva apresentou essa falha, e na Figura 17 é possível ver o momento em que acontece, onde a YOLO, detectou o osso em dois locais, influenciando nos cálculos e resultando em um deslocamento vertical do Paciente 1 de 56,66 mm (Tabela 4 – Anexo). Os pacientes 1, 3, 6 e 7 apresentaram essa anomalia em um de seus vídeos.

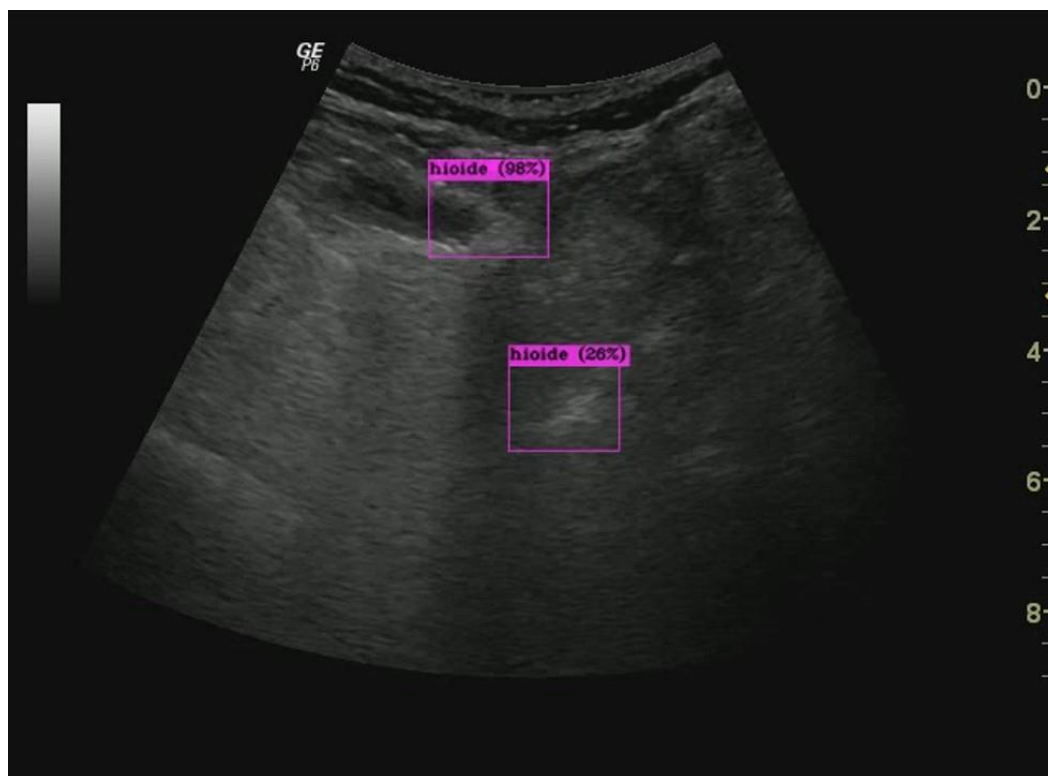


Figura 17 Anomalia da Caixa Delimitadora na deglutição com saliva  
Fonte: Própria<sup>5</sup>.

O segundo caso, é na deglutição com consistência pastosa, a caixa delimitadora agiu fora do padrão, dessa vez, em uma região diferente da imagem anterior, com isso, ocasionando um dano aos resultados, como os dos Pacientes 3 e 7. A Figura 18 mostra o caso do Paciente 7, que apresentou no vídeo da sua deglutição, 31,56 mm (Tabela 5 – Anexos).

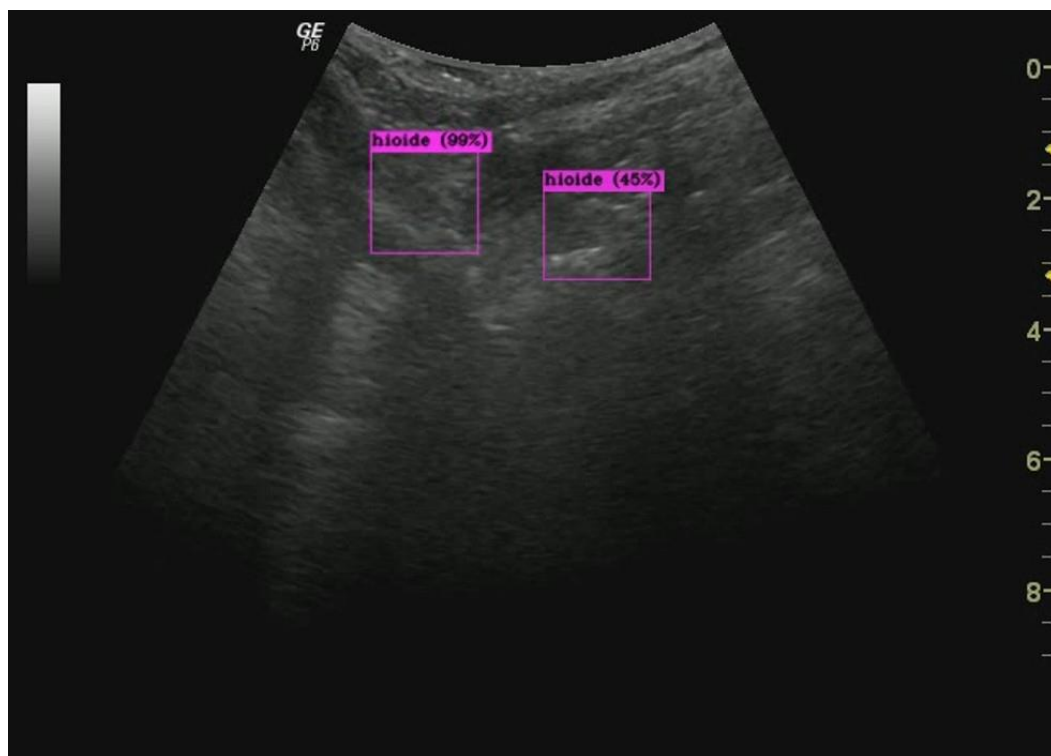


Figura 18 Anomalia da Caixa Delimitadora na deglutição com consistência pastosa  
Fonte: Própria<sup>6</sup>.

O último caso esteve presente na deglutição com líquido, onde os Pacientes 1, 3 e 9 apresentaram em seus vídeos essa falha. A Figura 19 mostra o ocorrido no vídeo da deglutição do Paciente 3, que apresentou o maior valor, sendo 31,18 mm (Tabela 6 – Anexos) de deslocamento vertical por consequência da má detecção no decorrer da execução.

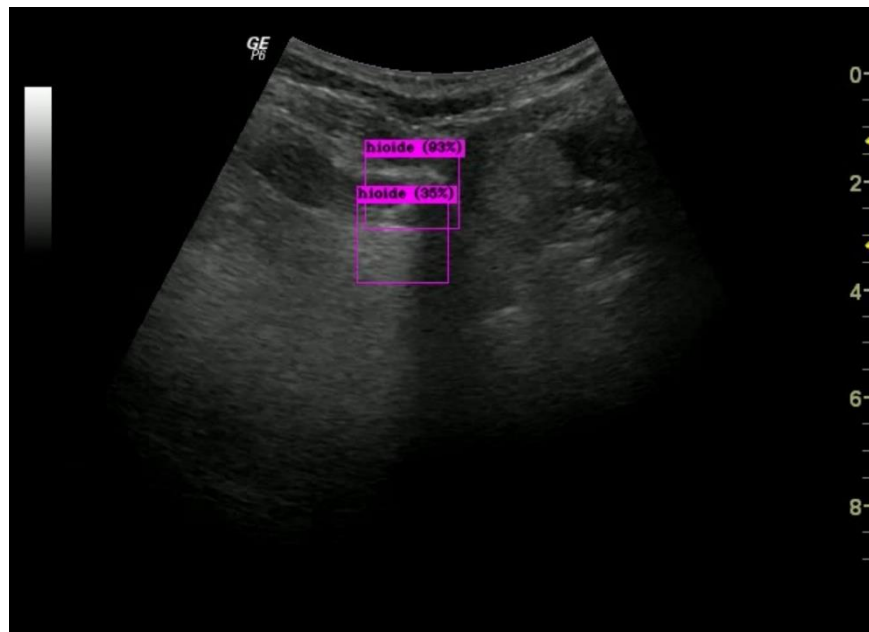


Figura 19 Anomalia da Caixa Delimitadora na deglutição com consistência líquida  
Fonte: Própria<sup>7</sup>

Com os testes realizados, os pacientes que foram mencionados foram os que apresentaram tal falha, e todos os valores foram de deslocamento vertical, que foi o que mostrou uma diferença de valor superior aos demais. O Paciente 3 foi o mais afetado, pois apresentou tal falha em ao menos um vídeo de cada consistência deglutida, exceto repouso.

#### 4.1.6 Página Web

Como dito anteriormente, foi criada uma página web para a visualização dos resultados, com a finalidade de proporcionar interatividade para o usuário. Sua estrutura consiste em uma página principal, mostrada na Figura 20, nela, é possível escolher a opção de enviar o seu arquivo, que no caso é o vídeo da ultrassonografia do paciente e a opção de começar a detecção, mas, só após o envio do arquivo. Na Figura 21 é possível enviar um arquivo desejado por vez, já na Figura 22, pode-se visualizar o resultado, inclusive, o valor do deslocamento vertical e horizontal. O usuário pode optar pela opção de *download* do vídeo rotulado ou realizar uma nova detecção. (LOPES, 2020)



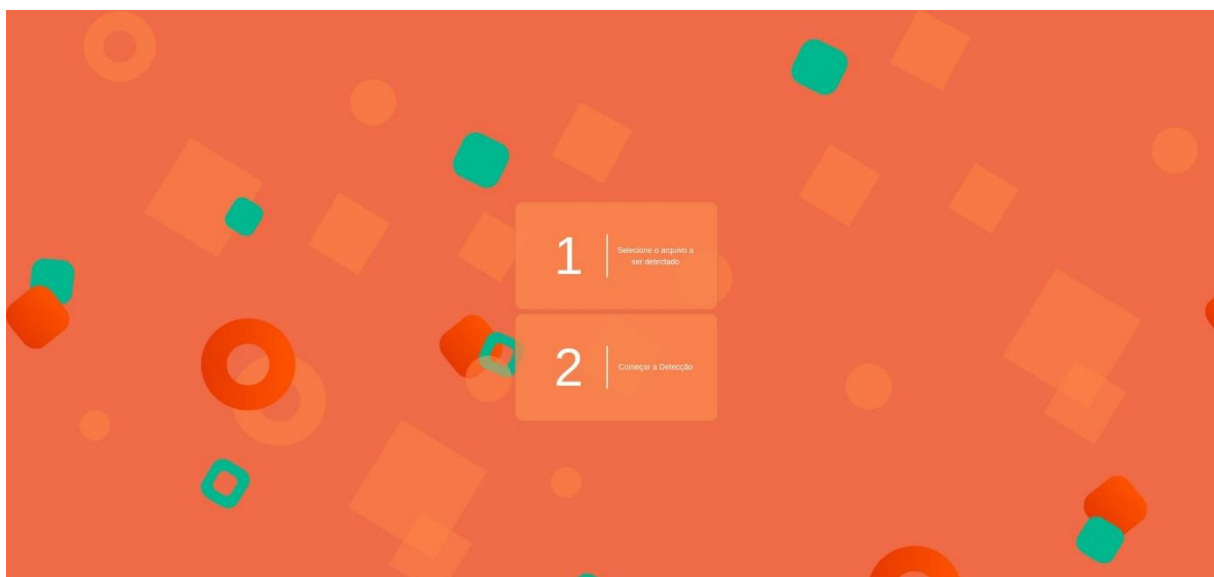


Figura 20 Página Principal  
Fonte: Própria<sup>8</sup>.



Figura 21 Página de Upload  
Fonte: Própria<sup>9</sup>.

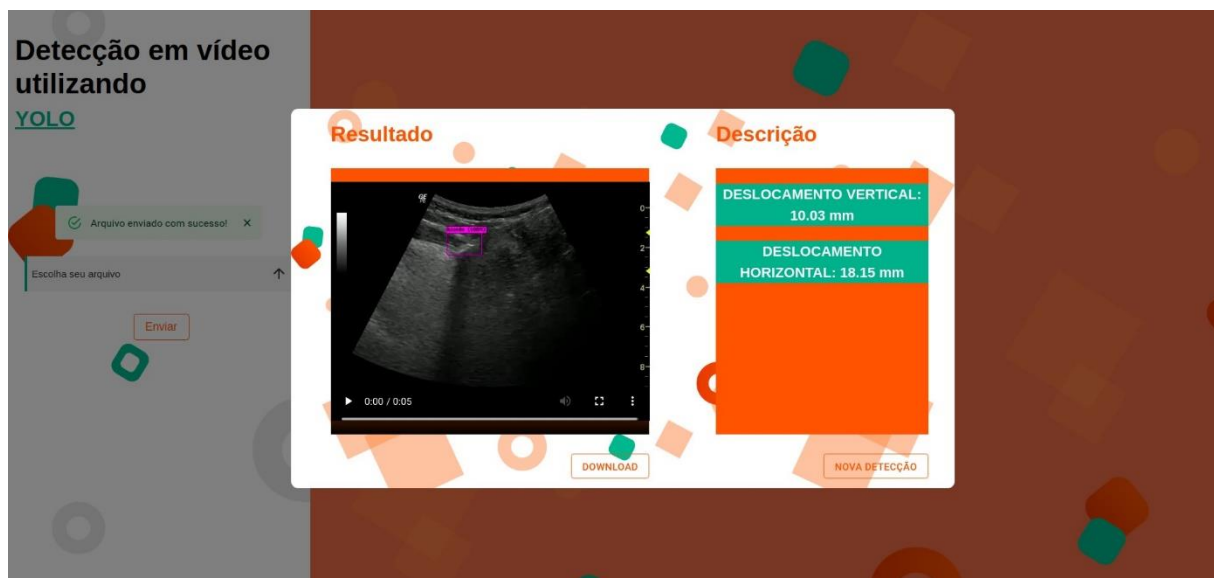


Figura 22 Página de Resultado  
Fonte: Própria<sup>10</sup>.

Na seção seguinte será feita uma análise geral dos valores médios de deslocamento de cada paciente.

## 4.2 Análise Geral

Os resultados médios gerais de cada tipo deslocamento de cada paciente estão apresentados na Tabela 2, onde é possível ver os valores em milímetros, para o repouso e as consistências da deglutição.

Tabela 2 – Médias de cada paciente em milímetros - Des.V - Deslocamento Vertical, Des.H - Deslocamento

	REPOUSO		SALIVA		PASTOSO		LÍQUIDO	
	Des.V	Des.H	Des.V	Des.H	Des.V	Des.H	Des.V	Des.H
PACIENTE 1	5,04	5,96	28,46	18,41	10,84	19,70	18,30	17,73
PACIENTE 2	4,18	7,9	9,46	23,81	9,78	33,04	5,75	24,71
PACIENTE 3	2,04	4,08	20,48	23,30	23,04	23,45	17,18	20,64
PACIENTE 4	3,16	12,2	13,24	41,72	23,04	26,03	13,21	27,01
PACIENTE 5	1,76	3,08	6,89	16,96	9,49	20,00	5,18	18,96
PACIENTE 6	5,8	6,24	23,45	48,57	10,03	21,40	13,49	27,25
PACIENTE 7	3,93	3,44	17,24	23,82	18,73	31,82	13,99	21,94
PACIENTE 8	2,14	6,43	17,53	41,93	15,23	40,15	13,94	35,95
PACIENTE 9	2,53	3,04	23,36	29,82	19,72	32,79	23,65	34,87
PACIENTE 10	4,12	22,12	17,99	25,75	9,20	28,13	9,51	28,29
PACIENTE 11	2,64	2,2	12,77	13,69	8,28	19,55	9,05	18,24

Já a Figura 23 é mostrada uma visualização gráfica dos resultados referente ao deslocamento vertical, e nele é possível ver uma semelhança nos valores, onde se encontram dentro de um intervalo, com exceção de alguns pacientes, que pode acontecer devido a alguma deficiência que ocasione um deslocamento maior ou até menor, no processo de deglutição. A Figura 24, mostra a visualização gráfica horizontal, que apresentou as mesmas características do vertical, em relação a semelhança de valores, como pode ser visto. A mesma explicação sobre a possibilidade de ter alguma deficiência no processo da deglutição serve para os pacientes que tiveram seus valores distante da maioria.

– Gráfico referente ao deslocamento médio vertical dos pacientes

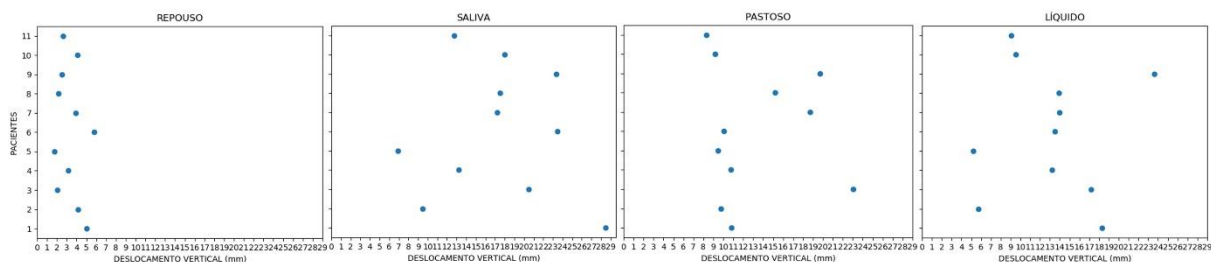


Figura 23 Gráfico referente ao deslocamento médio vertical dos pacientes  
Fonte: Própria

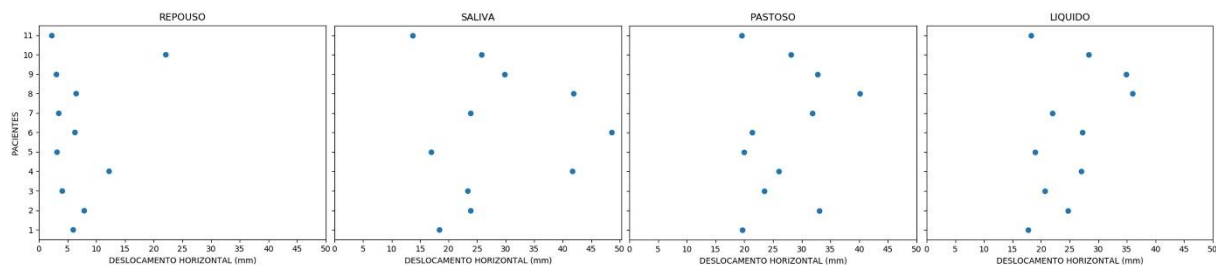


Figura 24 Gráfico referente ao deslocamento médio horizontal dos pacientes  
Fonte: Própria

### 4.3 Discussões

De acordo com os resultados, foram observados que os pacientes em repouso obtiveram valores de deslocamento vertical mesmo se mantendo nesse estado, alguns com poucos

milímetros, com média de 3,39 mm, e em relação ao deslocamento horizontal, uma média de 6,97 mm.

A posição de repouso do osso hioide pode ser considerada como o momento antes do bolo alimentar ser lançado na cavidade oral, então pode-se dizer que outro fator que pode ser mencionado com influenciador nos resultados, é a idade do indivíduo, pois quanto maior a faixa etária, por exemplo, há uma tendência para o aumento da duração da propulsão do bolo alimentar, proporcionando um deslocamento nesse estado. (ROCHA; SILVA; BERT, 2015)

No presente estudo, a deglutição com saliva apresentou uma média de deslocamento vertical de 17,35 mm e deslocamento horizontal de 27,98 mm. Em um estudo encontrado na literatura (LYNCH, 2008), o qual realizou uma análise do deslocamento do osso com um grupo de idosos, em uma das faixas etárias, apontou uma média vertical de 1,59 cm com variação de 0,41 cm para menos ou para mais, convertendo em milímetros são 15,9 mm.

Os Pacientes 1, 3, 6 e 7 foram afetados por falhas de detecção da YOLO, com o Paciente 3 apresentando esse evento em dois vídeos. Como foi mencionado anteriormente, tal evento influencia nos cálculos e, por consequência, na média, ou seja, no valor resultante.

A análise da deglutição da consistência pastosa em comparação com as outras envolvidas foi a que menos apresentou falhas, apenas os Pacientes 3 e 7, onde o Paciente 3, como mencionado no caso anterior, também apresentou a anomalia da caixa delimitadora em dois vídeos, com isso, dispondo de pouca influência no seu resultado, dessa forma, obtendo uma média de deslocamento vertical de 13,19 mm, e horizontal de 26,92 mm.

O mesmo estudo anterior (LYNCK, 2008), também apresentou valores apenas de deslocamento vertical na mesma faixa etária de idosos, como valor de 1,46 cm com variação de 0,37 cm para menos ou para mais, em milímetros, igual a 14,60. Vale ressaltar que, não é o ideal comparar tais resultados, por desconhecermos as idades dos pacientes aqui estudados, mas que se aproxima do que foi relatado na literatura.

A última consistência a ser analisada foi a consistência líquida, com valores médios de deslocamentos vertical e horizontal de 13,02 mm e 25,05 mm, respectivamente, a qual apresentou os menores valores médios de deslocamento em relação as deglutições pastosa e de saliva. Esse tipo de deglutição está presente em grande parte dos estudos pesquisados, ao contrário dos anteriores, que apenas foi encontrado valores de referências em idosos.

Estudos apresentaram o valor para jovens e segundo o artigo (YAMAZZAKI, et al, 2012), o deslocamento vertical foi de 10,88 mm com variação de 1,47 mm para mais e para menos, e horizontal de 10,45 mm com variação de 2,21 mm para mais e para menos. Em relação aos idosos, o artigo (LYNCH, 2008) mostra um deslocamento vertical de 1,51 cm com variação

de 0,36 cm para mais ou para menos. Assim, podendo notar que a idade influencia no deslocamento.

A partir dos resultados mostrados, foi notável que os valores do presente trabalho, se encaixaram nos intervalos dos valores de referência, apesar das diferenças de faixa etária, e de não ser adequada a comparação, pela falta de conhecimento da faixa etária dos pacientes aqui estudados.

## 5 Conclusão e Trabalhos Futuros

O desenvolvimento do presente trabalho ampliou a visão sobre a importância do estudo da deglutição pois, tem a possibilidade de auxiliar no diagnóstico de doenças, como a disfagia, a qual é considerada uma disfunção da deglutição. A disfagia pode ser ocasionada em virtude de um distúrbio de deglutição em consequência de patologias de ordem mecânica, neurológica, medicamentosa e psicogênica, as quais, podem ser desenvolvidas tanto em crianças, adultos e idosos.

Por esse motivo, o profissional necessita analisar o que acontece no processo da deglutição, para assim, escolher um método eficaz para o tratamento do paciente e alcançar um resultado satisfatório. O osso hioide faz parte desse processo de deglutição, com o seu movimento, que caso ele estiver anormal, pode trazer enfermidades como já mencionado.

O presente estudo, realizou a automatização da detecção do movimento do osso hioide, o qual é de grande importância, pois facilita o trabalho do profissional provendo velocidade e interatividade ao diagnóstico.

Os resultados aqui obtidos se encaixaram nos valores encontrados na literatura, sabendo que, os valores do deslocamento podem variar de pessoa a pessoa de acordo com vários fatores, como idade e doenças presentes. Além disso foi possível desenvolver uma interface gráfica para visualização dos resultados obtidos a fim de proporcionar interatividade ao profissional ou público leigo em computação.

Como trabalho futuro, seria interessante aplicar um limite de confiança na detecção para a *bounding box*, para tentar evitar possíveis anomalias na detecção que venham acontecer.

Além disso, treinar a base de dados separando o repouso, das consistências, ou até todos os quatro casos separados, para assim, analisar o desempenho das diferentes formas de treinamento.

## Referências

ALEXEY, AB. Darknet. 2013. Disponível em: <<https://github.com/AlexeyAB/darknet>>. Acessado em: 02 abr. 2019.

BATISTA, G.E.A.P.A. Pré-processamento de Dados em Aprendizado de Máquina Supervisionado. TESE (Doutor em ciências de computação e Matemática Computacional) – Universidade de São Paulo. 2003. Disponível em: <https://www.mendeley.com/catalogue/03ac7858-8d58-309c-be31-9f5c87abf4eb/>. Acesso em: 10 mar. 2020

CORDARO, M.A; SONIES, BC. An image processing scheme to quantitatively extract and validate hyoid bone motion based on real-time ultrasound recordings of swallowing. **IEEE Trans Biomed Eng.** v.40, n.8, p 841-4, aug. 1993. Disponível: <https://ieeexplore.ieee.org/document/238473>. Acesso em: 07 abr. 2020.

FREITAS, A.B. Relação entre deglutição e qualidade vocal: análise ultrassonográfica e perceptiva. 2017. 121. Tese (Doutor em Linguística) – Universidade Católica de São Paulo. 2017. Disponível em: <https://sapientia.pucsp.br/handle/handle/19790>. Acesso em: 03 mar. 2020

GIRSHICK, R. Fast R-CNN. **IEE.** V. 2015, p. 1440-1448, 2015. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7410526>. Acesso em: 25 mar. 2020

KHANDELWAL, R. Computer Vision – A journey from CNN to Mask R-CNN and YOLO-Part 2. 2019. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/computer-vision-a-journey-from-cnn-to-mask-r-cnn-and-yolo-part-2-b0b9e67762b1>. Acesso em: 05 abr. 2020

KIM, Y; MCCULLOUGH, G.H. Maximum Hyoid Displacement in Normal Swallowing. v. 23, n.3, p. 274-279, 2008. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17962998>. Acesso em: 13 mar. 2020

KUMAR, A; SINGH, R.K. Comparative analysis of angularjs and reactjs. **International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology.** V.7, n.4, p.225-227, 2016. Disponível: <https://www.mendeley.com/catalogue/3133bd96-5f81-35eb-8dfa-bc464e598f53/>. Acesso em: 02 abr. 2020.

LEITE, K.K.A, et al. Ultrasonography and swallowing: a critical review of the literature. **Audiology-Communication Research.** V.19, n.4, p.412-420, 2014. Disponível em: <https://www.mendeley.com/catalogue/11682cbc-d1ec-3e93-a78a-b19079f5ec05/>. Acesso em: 10 mar. 2020

LENON. Node.js – O que é, como funciona e quais as vantagens. 2018. Disponível em: <<https://www.opus-software.com.br/node-js/>>. Acessado em: 26 mar. 2020

LOBO, L. Inteligência artificial, o Futuro da Medicina e a Educação Médica. **Revista Brasileira de Educação Médica.** V.42, n.3, p. 3-8, 2018. Disponível em:

<https://www.mendeley.com/catalogue/f9eb0aac-2c3e-30a0-83b7-fcac4e96e03f/>. Acesso em: 06 abr. 2020

LOPES, M.K.S, Detecção Automática de Osso Hióide para Estudo de Deglutição no Exame de Ultrassonografia Usando Deep Learning. Monografia (Graduação Engenharia de Computação) – Universidade Federal de João Pessoa. 2019.

LÓPEZ, C; ALBERTO, C. Posição do osso hioide e sua relação com a atividade eletromiográfica dos músculos supra-hioideos e infra-hioideos. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Odontologia de Piracicaba, Campinas, SP. 2012. Disponível em: <<http://www.repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/288822>>. Acesso em: 21 mar. 2020

LYNCH, C.S. Análise da fisiologia da deglutição por meio da ultra-sonografia. TESE (Doutor em Ciências) – Faculdade de Medicina de São Paulo. 2008. Disponível em: <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/5/5151/tde-24062008-113059/publico/CinthyadaSilvaLynch.pdf>. Acesso em: 09 abr. 2020

MAO, S et al. Neck sensor-supported hyoid bone movement tracking during swallowing. **The Royal Society**. v. 6, n.7, p. 181982, jul. 2019. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6689594/>. Acesso em: 07 abr. 2020.

O'SHEA, K; NASH, R. An Introduction to Convolutional Neural Networks. P. 1-11, 2015. Disponível em: <https://www.mendeley.com/catalogue/d8520b61-3c02-33aa-8876-cc4a36de55ae/>. Acesso em: 15 mar. 2020

REDMON, J, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. **IEEE**. 2016. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7780460>. Acesso em: 20 mar. 2020

REDMON, J; FARHADI, A. YOLOv3: An Incremental Improvement. **Journal article**. 2018. Disponível em: <https://www.mendeley.com/catalogue/50d273c7-00a3-3181-8651-423a58b8c779/>. Acesso em: 05 mar. 2020

ROCHA, S.G; SILVA, R.G; BERTI, L.C. Análise ultrassonográfica qualitativa e quantitativa da deglutição orofaríngea. **CODAS**. V. 27, n.5, p. 437-445, mai. 2015. Disponível em: [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2317-17822015000500437](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2317-17822015000500437). Acesso em: 09 mar. 2020

SILVA, B.M; VANDERLINDE, M. Inteligência Artificial, Aprendizado de máquina. P. 1-10, 2012. Disponível em: <https://egov.ufsc.br/portal/conteudo/intelig%C3%Aancia-artificial-aprendizado-de-m%C3%A1quina>. Acesso em: 04 mar. 2020

SOUTO, M.C.P. Técnicas de Aprendizado de Máquina para Problemas de Biologia Molecular. **Journal of Materials Science Letters**. V. 4, n. 2, p. 151-153, 1985. Disponível em: <https://www.mendeley.com/catalogue/40358788-99df-3bc0-b8fe-e651c4478b0a/>. Acesso em: 15 mar. 2020

YAMAZZAKI, I, et al. Excessive anterior cervical muscle tone affects hyoid bone kinetics during swallowing in healthy individuals. **Clinical Interventions in Aging**. V.12, p. 1903-1910, 2012. Disponível em: <http://www.mendeley.com/research/e30b203d-893f-3009-a99e->



6b5f1984f2e0/?utm\_source=desktop&utm\_medium=1.19.4&utm\_campaign=open\_catalog&userDocumentId=%7B84fff02f-3365-4748-a19c-808be40beda9%7D. Acesso em: 03 abr. 2020

LOPES, A. Hyoid-Bone-Detection-Page. 2020. Disponível em: <https://github.com/arthurlopesds/Hyoid-Bone-Detection-Page>. Acesso em: 02 abr. 2019.

LOPES, A. Hyoid-Bone-Detection-Page-API. 2020. Disponível em: <https://github.com/arthurlopesds/Hyoid-Bone-Detection-Page-API>. Acesso em: 02 abr. 2019.

ZHANG, Z; COYLE, J.L; SEJDIC, E. Automatic hyoid bone detection in fluoroscopic images using deep learning. **Scientific Reports**. V. 8, n.1, p. 12310, aug. 2018. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6097989/>. Acesso em: 07 abr. 2020

ZOU, Z. Object Detection in 20 Years: A Survey. Journal article. p.1-39, 2019. Disponível em: <https://www.mendeley.com/catalogue/0c28079b-6edb-3122-bdd9-4cb1a07c370d/>. Acesso em: 03 mar. 2020

## Anexos

Tabela 3 - Osso Hioide em Repouso

	Vídeo 1	
	Des.V	Des.H
PACIENTE 1	5,04	5,96
PACIENTE 2	4,18	7,9
PACIENTE 3	2,04	4,08
PACIENTE 4	3,16	12,2
PACIENTE 5	1,76	3,08
PACIENTE 6	5,8	6,24
PACIENTE 7	3,93	3,44
PACIENTE 8	2,14	6,43
PACIENTE 9	2,53	3,04
PACIENTE 10	4,12	22,12
PACIENTE 11	2,64	2,2

Des.V – Deslocamento Vertical / Des.H – Deslocamento Horizontal/ Valores em milímetros (mm)

Tabela 4 – Deglutição com Saliva

	Vídeo 1		Vídeo 2		Vídeo 3	
	Des.V	Des.H	Des.V	Des.H	Des.V	Des.H
PACIENTE 1	56,66	25,08	17,43	13,19	11,3	16,96
PACIENTE 2	9,55	24,75	9,33	19,44	9,5	27,25
PACIENTE 3	25,2	16,96	11,15	28,33	25,08	24,62
PACIENTE 4	12,76	25,52	16,27	74,56	10,68	25,08
PACIENTE 5	6,51	18,24	5,57	15,01	8,59	17,62
PACIENTE 6	10,99	32,98	46,82	92,29	12,54	20,44
PACIENTE 7	12,79	21,15	12,59	17,37	26,35	32,93
PACIENTE 8	16,28	43,12	15,12	41,69	21,19	40,98
PACIENTE 9	23,51	35,01	21,97	21,5	24,59	32,95
PACIENTE 10	14,92	25,21	15,64	27,51	23,41	24,52
PACIENTE 11	13,56	14,91	11,8	12,79	12,96	13,38

Des.V – Deslocamento Vertical / Des.H – Deslocamento Horizontal/ Valores em milímetros (mm)

Tabela 5 - Deglutição com Consistência Pastosa

	Vídeo 1		Vídeo 2		Vídeo 3	
	Des.V	Des.H	Des.V	Des.H	Des.V	Des.H
PACIENTE 1	13,28	20,61	9,21	20,35	10,03	18,15
PACIENTE 2	10,73	27,25	9,61	22,15	9,00	49,73
PACIENTE 3	31,5	22,78	10,51	19,11	27,11	28,47
PACIENTE 4	8,59	23,5	14,33	26,27	9,29	28,33
PACIENTE 5	6,69	17,39	12,48	21,46	9,31	21,16
PACIENTE 6	9,89	18,37	8,36	25,08	11,85	20,74
PACIENTE 7	12,04	13,38	12,59	20,85	31,56	61,23
PACIENTE 8	17,62	44,29	14,86	31,58	13,21	44,59
PACIENTE 9	20,97	40,24	20,7	32,91	17,49	25,21
PACIENTE 10	9,55	29,19	11,68	29,72	6,37	25,48
PACIENTE 11	9,12	21,28	7,94	17,14	7,78	20,22

Des.V – Deslocamento Vertical / Des.H – Deslocamento Horizontal/ Valores em milímetros (mm)

Tabela 6 - Deglutição Com Consistência Líquida

	Vídeo 1		Vídeo 2		Vídeo 3	
	Des.V	Des.H	Des.V	Des.H	Des.V	Des.H
PACIENTE 1	24,28	17,87	13,66	16,96	16,96	18,37
PACIENTE 2	5,08	27,94	6,45	24,98	5,71	21,21
PACIENTE 3	31,18	22,14	9,55	18,15	10,82	21,64
PACIENTE 4	12,9	23,89	10,99	30,1	15,74	27,05
PACIENTE 5	7,13	21,85	4,9	20,96	3,52	14,08
PACIENTE 6	12,42	29,62	13,64	23,32	14,4	28,8
PACIENTE 7	10,16	17,35	17,41	21,07	14,4	21,4
PACIENTE 8	12,2	32,99	12,42	45,86	17,21	29,01
PACIENTE 9	26,19	32,88	16,18	34,52	28,59	37,22
PACIENTE 10	10,2	27,21	9,02	30,79	9,32	26,86
PACIENTE 11	9,61	21,74	11,89	18,21	5,65	14,77

Des.V – Deslocamento Vertical / Des.H – Deslocamento Horizontal/ Valores em milímetros (mm)

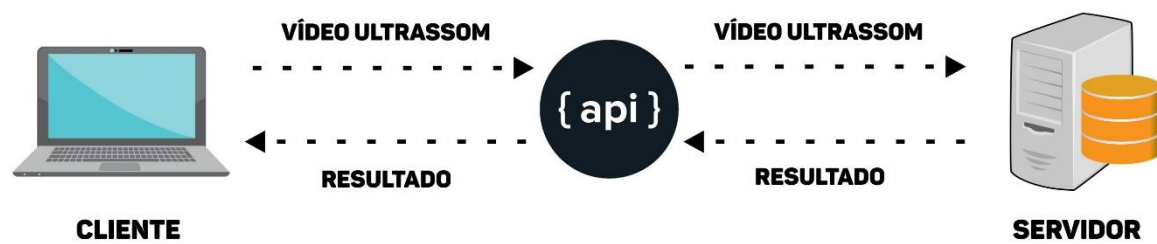


Figura 25 Fluxo de dados da página web  
Fonte: Própria