

**UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS - UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE GRADUAÇÃO
CURSO DE ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO**

LORENZO DA SILVA BERTOLUCI

**SISTEMA DE REDES NEURAIS PARA CONTROLE DE PRÓTESE DE MEMBRO
SUPERIOR UTILIZANDO VISÃO COMPUTACIONAL**

São Leopoldo

2020

LORENZO DA SILVA BERTOLUCI

**SISTEMA DE REDES NEURAIIS PARA CONTROLE DE PRÓTESE DE MEMBRO
SUPERIOR UTILIZANDO VISÃO COMPUTACIONAL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Controle e Automação, pelo Curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade do Vale do Rio dos Sinos - UNISINOS

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Marques

São Leopoldo

2020

Dedico este trabalho aos meus pais,
Fabio e Marisa e a minha namorada Bruna,
pelo incentivo e apoio constantes.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente, aos meus pais, Fabio e Marisa, que sempre procuraram o melhor para mim, que incentivaram meu estudo e que me deram a chance de realizá-lo.

Agradeço a minha namorada, Bruna, por todo apoio, incentivo, companhia e paciência comigo nos finais de semana de estudo e durante o desenvolvimento deste trabalho, assim como durante todo o período de graduação.

Agradeço aos meus amigos, por entenderem os momentos de ausência e por me darem força para continuar. Em especial ao Daniel, Fabricio e Toto, pelo companheirismo e auxílio na elaboração do trabalho.

Agradeço ao meu orientador, professor e coordenador Prof. Dr. Rodrigo Marques, por todo suporte, atenção, paciência e contribuição para realização deste trabalho e ao longo de todo o período de graduação.

Agradeço aos meus professores de graduação, por todo o conhecimento transmitido ao longo do curso.

Por fim, agradeço a todos que de alguma maneira colaboraram para a minha formação e para a consolidação deste trabalho.

RESUMO

Quando se observa as próteses oferecidas atualmente, a principal falha que encontramos é a limitação da liberdade de movimentos. Enquanto a mão humana possui 20 graus de liberdade, as próteses oferecidas comercialmente hoje oferecem de 6 a 12 graus de liberdade. Essa limitação pode ser atribuída à dificuldade de criar uma comunicação cérebro-prótese que possibilite o controle necessário da prótese. Buscando saciar esta necessidade, algumas próteses são conectadas cirurgicamente ao paciente. Este procedimento demanda um investimento financeiro inacessível à grande parte da população, e é de difícil acesso fora de laboratórios de pesquisa. Outras próteses são fixadas ao coto por diferentes meios, com métodos de medição do estímulo neural no músculo através de sensores mioelétricos posicionados na superfície da pele, mas que ainda sofrem falhas de leitura. Este trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema de inteligência artificial capaz de identificar a forma de objetos através de uma câmera de baixo custo instalada em uma prótese robótica de membro superior, para que com essa informação a prótese possa adotar a postura adequada para interagir com o objeto-alvo, e assim tornar a interação prótese-objeto mais natural e instintiva. Foi empregado um software de identificação de objetos utilizando um banco de dados *open-source* e então desenvolvido um sistema para definir qual a postura adequada para segurar o objeto-alvo. Também foi confeccionada uma prótese de membro superior impressa em ABS utilizando servo motores como atuadores de cada dedo e desenvolvido um sistema de controle para eles. Os resultados obtidos mostraram que o sistema de identificação de objeto retorna com uma certeza próxima de 60%, pois confunde objetos que possuam formas semelhantes. No entanto, através dos testes realizados, concluiu-se que a postura que a prótese deve tomar para adequadamente segurar o objeto-alvo se mostrou correta para todos os objetos.

Palavras-chave: Redes Neurais. Visão computacional. Próteses. Inteligência Artificial.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1 – Representação da estrutura óssea da mão humana..... | 14 |
| Figura 2 – Representação dos movimentos da mão humana | 15 |
| Figura 3 – Nomenclatura dos dedos da mão | 15 |
| Figura 4 – Representação dos movimentos dos dedos da mão humana..... | 16 |
| Figura 5 – Representação dos movimentos do polegar | 16 |
| Figura 6 - Representação dos níveis de amputação | 18 |
| Figura 7 – Representação das posturas assumidas por próteses..... | 20 |
| Figura 8 – Representação dos diferentes sistemas de memória..... | 21 |
| Figura 9 - Representação do Cubo de Cores RGB | 22 |
| Figura 10 - Representação Espaço de cores HSV | 24 |
| Figura 11 - Representação do plano cartesiano (x,y) de uma imagem digital..... | 25 |
| Figura 12 - Representação dos passos de processamento de imagem..... | 26 |
| Figura 13 - Representação do processo de segmentação de uma imagem | 26 |
| Figura 14 - Representação da técnica de limiarização..... | 27 |
| Figura 15 – Representação gráfica de um neurônio artificial | 28 |
| Figura 16 – Representação de uma rede neural multicamadas (MLNN) | 29 |
| Figura 17 - Representação da arquitetura da Rede Neural Convolutiva LeNet-5.. | 32 |
| Figura 18 - Luke Arm produzido pela Darpa | 33 |
| Figura 19 - O sistema de próteses Axon-Bus com a Mão Michelangelo | 34 |
| Figura 20 - Prótese Dextrus Hand..... | 36 |
| Figura 21 - Esquema de funcionamento de uma impressora 3D utilizando o processo FDM | 37 |
| Figura 22 - Fluxograma das etapas desenvolvidas | 38 |
| Figura 23 – Raspberry Pi 3 B+(a) e Representação Câmera Raspberry Pi v2 8MP (b) | 39 |
| Figura 24 - representação dos servos Tower Pro SG-90. | 40 |
| Figura 25 - Diagrama de blocos do sistema de definição de postura da prótese | 41 |
| Figura 26 - (a) identificação de objeto (b) tradução em identificação de postura | 42 |
| Figura 27 - (a) modelo 3D da prótese, (b) protótipo de prótese. | 44 |
| Figura 28 – posturas (a) <i>open</i> , (b) cilíndrica, (c) pinça, (d) <i>tripod</i> , (e) alça..... | 45 |
| Figura 29 – (a) tesoura, (b) laranja, (c) xícara, (d) tubo de cola, (e) caneta e (f) celular | 46 |

| | |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 30 - <i>Tripod</i> (a), Esfera (b), Cilindro (c), Cilindro (d), <i>Tripod</i> (e), Cilindro (f) | 47 |
| Figura 31 – Identificando lapiseira como lápis (a), Definição de postura para agarre de lapiseira (b)..... | 48 |
| Figura 32 – (a) objeto transparente, (b) definição de postura | 48 |
| Figura 33 - Representação da visão computacional com mais de um objeto em cena. | 49 |
| Figura 34 - (a) identificando todos objetos, (b) limitando o número de objetos identificados. | 49 |
| Figura 35 - Representação ilustrativa do protótipo de prótese segurando o objeto alvo..... | 52 |

LISTA DE QUADROS

| | |
|---------------------------------------------------------------|----|
| Quadro 1 - Cartela de Variação RGB | 23 |
| Quadro 2 - Especificações da Câmera Raspberry Pi 2 | 55 |
| Quadro 3 - Principais características Raspberry Pi 3 B+ | 55 |

LISTA DE SIGLAS

| | |
|--------|------------------------------------------------------------------------------------------|
| A.I. | Artificial Intelligence (Inteligencia Artificial) |
| ABNT | Associação Brasileira de Normas Técnicas |
| CNN | Convolutional Neural Networks (Redes Neurais Convolucionais) |
| DOF | Degrees of Freedom (Graus de Liberdade) |
| HSV | Hue Saturation Value (Tonalidade, Saturação e Brilho) |
| ML | Machine Learning (Aprendizado de Máquina) |
| MLNN | Machine Learning Neural Network (Rede Neural de Aprendizado de Máquina) |
| NBR | Normas Brasileiras de Regulação |
| OpenCV | Open source Computer Vision Library (Biblioteca de visão computacional de código aberto) |
| PLA | Poli Ácido Láctico |
| RGB | Red Green e Blue (Vermelho, Verde e Azul) |
| RNA | Redes Neurais Artificiais |
| TCC | Trabalho de Conclusão de Curso |

SUMÁRIO

| | |
|------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 1 INTRODUÇÃO | 11 |
| 1.1 TEMA | 11 |
| 1.2 DELIMITAÇÃO DO TEMA..... | 11 |
| 1.3 PROBLEMA | 11 |
| 1.4 OBJETIVO..... | 12 |
| 1.5 JUSTIFICATIVA | 12 |
| 1.6 APRESENTAÇÃO DO TEXTO..... | 13 |
| 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA | 14 |
| 2.1 A MÃO HUMANA | 14 |
| 2.2 NÍVEIS DE AMPUTAÇÃO | 17 |
| 2.3 POSTURAS..... | 18 |
| 2.4 MECANISMOS DE MEMÓRIA MUSCULAR..... | 20 |
| 2.5 VISÃO COMPUTACIONAL | 21 |
| 2.5.1 Método de Processamento de Imagem | 24 |
| 2.6 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS | 27 |
| 2.6.1 Rede Neural Artificial Convolutacional | 29 |
| 2.7 ESTADO DA ARTE | 32 |
| 2.8 IMPRESSÃO 3D | 36 |
| 3 METODOLOGIA | 38 |
| 3.1 RASPBERRY | 38 |
| 3.2 ATUADORES | 39 |
| 3.3 PROCESSAMENTO DE IMAGEM | 40 |
| 3.3.1 OpenCV | 41 |
| 3.3.2 TensorFlow Lite | 42 |
| 3.4 IDENTIFICAÇÃO DE OBJETOS | 42 |
| 3.5 PRÓTESE 3D..... | 43 |
| 3.6 INTEGRAÇÃO DOS SISTEMAS..... | 44 |
| 4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS | 46 |
| 4.1 RESULTADOS DA IDENTIFICAÇÃO DE OBJETOS..... | 46 |
| 4.2 RESULTADOS DA TRADUÇÃO DA IDENTIFICAÇÃO DE OBJETOS PARA DEFINIÇÃO DE POSTURA..... | 47 |
| 4.3 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS | 50 |

| | |
|---------------------------------------------------|-----------|
| 5 CONCLUSÃO | 51 |
| 5.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS | 52 |
| REFERÊNCIAS..... | 53 |
| ANEXO | 55 |

1 INTRODUÇÃO

Este trabalho explicará as funções básicas da mão humana que são perdidas quando o membro superior é amputado. Explicando as dificuldades que a tecnologia enfrenta atualmente para tentar devolver tais funções para o amputado. É proposto um novo método para controlar as próteses de membro superior utilizando inteligência artificial assistida por visão computacional para se fazer o controle da tomada de posturas da prótese para adequadamente pegar objetos a frente da prótese, assim tornando mais natural a interação do amputado com o ambiente.

1.1 TEMA

Quando se observa as próteses oferecidas atualmente, a principal falha que encontramos é a limitação da liberdade de movimentos. Enquanto a mão humana possui 20 graus de liberdade, as próteses oferecidas comercialmente hoje oferecem de 6 a 12 graus de liberdade. Essa limitação pode ser atribuída à dificuldade de criar uma comunicação cérebro-prótese que possibilite o controle necessário da prótese.

1.2 DELIMITAÇÃO DO TEMA

O projeto proposto se limita ao desenvolvimento da inteligência artificial que controlará a tomada de decisão para qual postura deve ser adotada pela prótese. Não se comprometendo ao desenvolvimento de uma nova prótese ou solucionar problemas mecânicos das próteses de baixo custo existentes hoje em dia.

1.3 PROBLEMA

A principal falha das próteses usadas hoje em dia é a limitação da comunicação cérebro-membro, que se torna erradica. Buscando saciar esta necessidade, algumas próteses são conectadas cirurgicamente ao paciente. Este procedimento demanda um investimento financeiro inacessível à grande parte da população, e é de difícil acesso fora de laboratórios de pesquisa. Outras próteses são fixadas ao coto por diferentes meios, com métodos de medição do estímulo neural no músculo através de sensores mioelétricos posicionados na superfície da pele, mas que ainda sofrem falhas de leitura. (BENNETT et al., 2015)

1.4 OBJETIVO

Este trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema de inteligência artificial, utilizando redes neurais convolucionais e bibliotecas open source como OpenCV e Tensorflow, capaz de identificar a forma de objetos através de uma câmera de baixo custo instalada em uma prótese robótica de membro superior, para que com essa informação possa adotar a postura adequada para interagir com o objeto-alvo e assim tornar a interação prótese-objeto mais natural e instintiva.

1.5 JUSTIFICATIVA

É estimado que as próteses possuam um índice de abandono superior a 60%, no caso das próteses disponibilizadas pelo SUS este índice sobe para mais de 80%, e as principais causas disso são o baixo impacto funcional que as próteses tem na vida do usuário e o desconforto causado pelo uso, seja pelo encaixe, estética ou pelo uso ser cansativo. (ATIVO, 2017).

As formas mais eficientes de criar uma comunicação da prótese com o cérebro humano são invasivas, utilizando implantes ósseos que conectam transdutores diretamente nos nervos do paciente ou até mesmo no cérebro. Essas próteses são capazes de identificar padrões de disparos nervosos e dessa forma restaurar grande parte da funcionalidade do paciente, mas demandam um investimento, em alguns casos acima de 100 mil dólares, e são de difícil acesso à população, sendo utilizadas apenas em laboratórios de pesquisa.

Por sua vez, as principais próteses robóticas não invasivas de membro superior possuem um sistema de comunicação membro-prótese que se dá através de sensores mioelétricos, porém nessas próteses o controle é feito através de sequências pré-programadas, que são acionadas através de uma sequência de contrações dos músculos do coto, o que por vezes acaba tornando o uso dessas próteses cansativo e errático.

Assim se propõem o estudo do uso de métodos de identificação de objetos por visão computacional para o controle das posturas tomadas pela prótese para proporcionar maior funcionalidade, conforto e agilidade no uso de próteses de membro superior, tornando o uso de sensores mioelétricos apenas para o controle de fechamento da mão para agarrar os objetos.

1.6 APRESENTAÇÃO DO TEXTO

Este trabalho está estruturado em 5 capítulos.

O primeiro capítulo apresenta a introdução do trabalho, sua delimitação, seu objetivo e a justificativa do tema. O capítulo 2 aborda a fundamentação teórica, onde é explicado a anatomia básica da mão humana, os níveis de amputação, as posturas comumente aplicadas no dia a dia, os mecanismos de memória muscular e como é desenvolvido o funcionamento de visão computacional e redes neurais, além de uma apresentação do estado da arte das próteses de membro superior e como é o funcionamento de impressão 3D. No capítulo 3 é apresentada a metodologia aplicada no desenvolvimento do projeto, contendo descrição das técnicas e dos equipamentos utilizados para a realização do trabalho. No capítulo 4 são apresentados e analisados os resultados encontrados. Por fim, no capítulo 5 é apresentada a conclusão e os comentários finais, assim como as sugestões para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

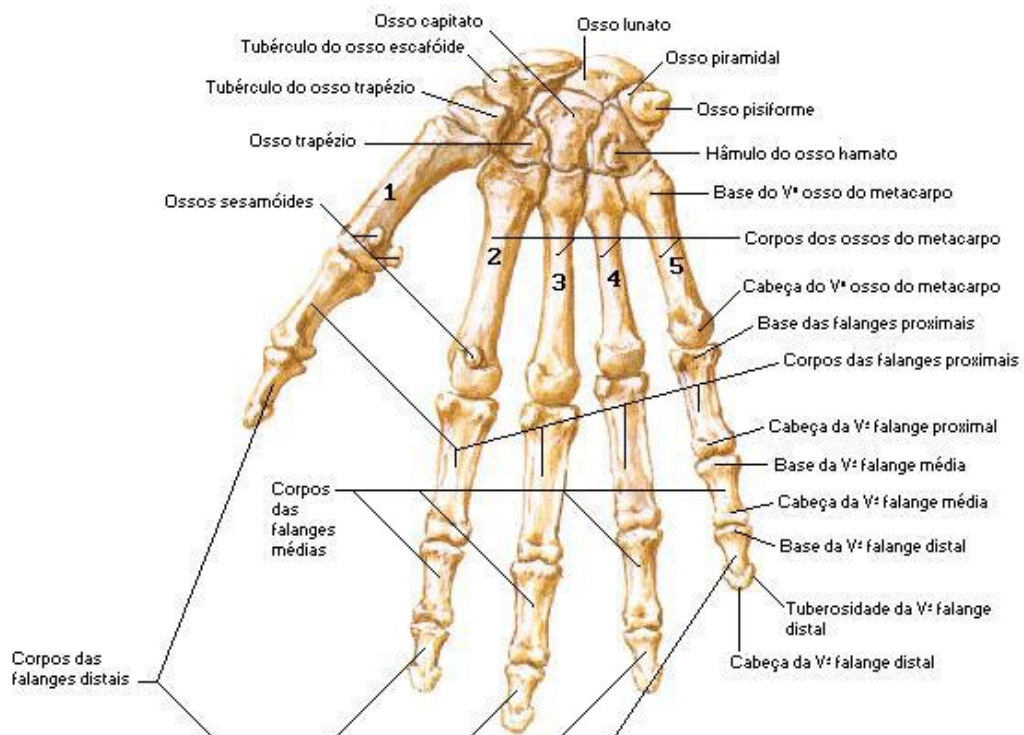
Neste capítulo serão apresentados conceitos básicos necessários dos movimentos e da anatomia da mão humana, assim como as posturas básicas que são necessárias para a interação da prótese com objetos do cotidiano. Serão explicados os mecanismos de aprendizado e controle motor necessários para a automatização dessas funções em um ser humano e como seria possível utilizar técnicas de visão computacional e inteligência artificial para reproduzir essas funções em uma prótese.

2.1 A MÃO HUMANA

A mão humana possui 27 ossos e 40 músculos que agem juntos para permitir a liberdade e precisão de movimentos que uma mão saudável possui. A estrutura óssea é dividida em basicamente 3 estruturas, o Carpo feito pelos 8 ossos do punho, o metacarpo que são os 5 ossos que formam a palma da mão e as falanges que formam os dedos com 14 ossos. (ALVES; MELLO; IMENES, 2016).

Na figura 1 está a representação da estrutura óssea da mão humana.

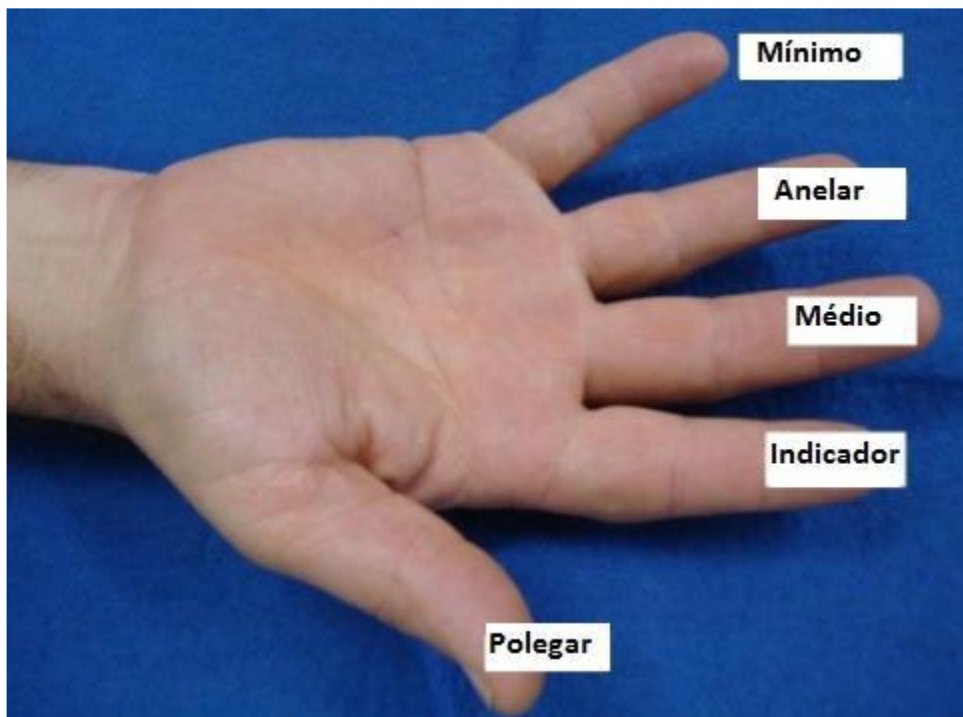
Figura 1 – Representação da estrutura óssea da mão humana



Fonte: Netter (2000 apud ALVES; MELLO; IMENES, 2016)

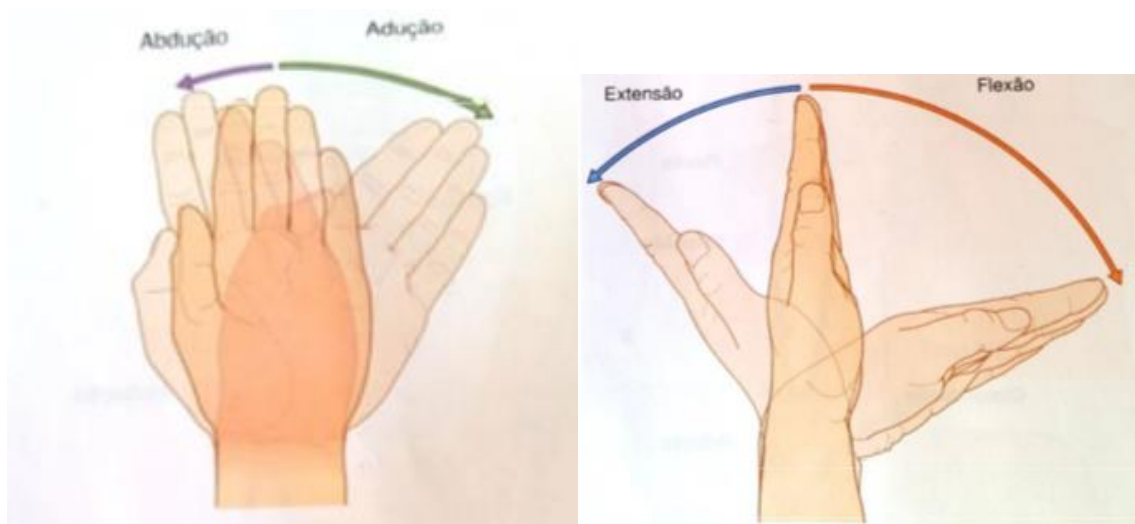
A nomenclatura dada aos dedos é polegar, indicador, médio, anelar e mínimo conforme a figura 2. Essa estrutura permite que a mão humana tenha 22 graus de liberdade (*Degrees of Freedom – DOF*). O punho pode executar abdução, adução, flexão e extensão, como as Figura 3, 4 e 5 demonstram. (ALVES; MELLO; IMENES, 2016)

Figura 2 – Nomenclatura dos dedos da mão



Fonte: Polis (2009 apud ALVEZ; MELLO; IMENES 2016)

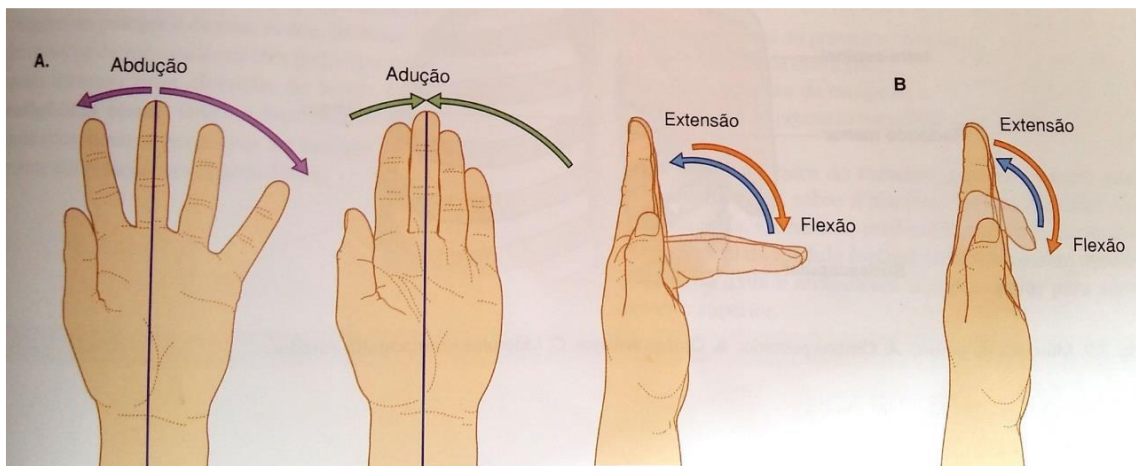
Figura 3 – Representação dos movimentos da mão humana



Fonte: Drake (2005 apud ALVEZ; MELLO; IMENES 2016)

Os metacarpos possuem fortes ligamentos interconectando-os o que causa uma baixa liberdade de movimento, exceto o metacarpo respectivo ao polegar que possui alta liberdade de movimento. As falanges formam os dedos, três para cada dedo exceto o polegar que possui duas falanges e possuem os movimentos denominados de metacarpofalângicos e interfalângicos, o movimento relativo entre a primeira falange de cada dedo e seu metacarpo e a flexão e extensão entre a terceira e a segunda falange e a segunda falange e a primeira falange respectivamente. Os movimentos metacarpofalângicos permitem a adução, abdução, flexão e extensão dos dedos em relação a palma da mão. (ALVES; MELLO; IMENES, 2016).

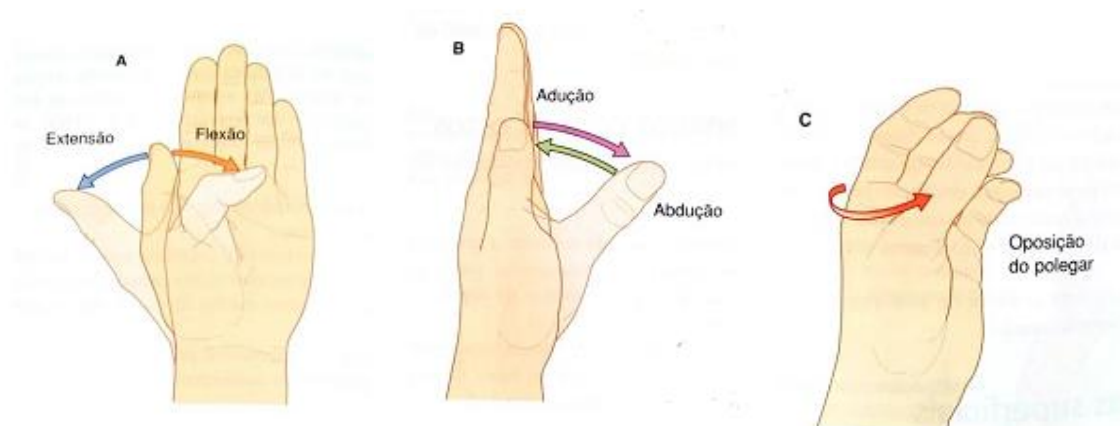
Figura 2 – Representação dos movimentos dos dedos da mão humana



Fonte: Drake (2005 apud ALVEZ; MELLO; IMENES 2016)

O polegar possui uma movimentação diferente dos demais dedos. Flexão e extensão interfalângico acontece simultaneamente da flexão e extensão metacarpofalângico. A Adução e abdução do polegar permitem que ele se afaste e se aproxime dos demais dedos e diferente dos demais metacarpos o metacarpo do polegar possui o movimento de Oposição do polegar que rotaciona o metacarpo, movimento necessário para posicionar o polegar de frente para os demais dedos. (ALVES; MELLO; IMENES, 2016).

Figura 3 – Representação dos movimentos do polegar



Fonte: Drake (2005 apud ALVEZ; MELLO; IMENES 2016)

Os controles de todas estas funções são feitos através de contrações musculares e sinais nervosos que são perdidos quando ocorre uma amputação de membro superior.

2.2 NÍVEIS DE AMPUTAÇÃO

Existem 6 níveis de amputação de membro superior, variando em quanto do membro residual é amputado. A desarticulação de ombro é a maior amputação de membro superior, onde é removida toda a estrutura óssea do braço. Na amputação transumeral, que é feita acima do cotovelo, o úmero é parcialmente removido, enquanto na desarticulação de cotovelo o úmero é mantido por inteiro. A amputação transradial é feita abaixo do cotovelo amputando parte do antebraço, já a desarticulação de punho mantém a ulna e o rádio por completo amputando apenas a mão. Por fim, na transcapral é feita a amputação dos metacarpos da mão.

Quanto mais próximo do torso ocorrer a amputação, maior a complexidade necessária da prótese e maior o espaço possível para criar uma prótese mais robusta e pesada, possibilitando melhor distribuição dos atuadores e sensores. Na figura 6 são apresentados os níveis de amputação de membros superiores. (RAMALHO. 2018).

Figura 4 - Representação dos níveis de amputação



Fonte: Ramalho (2018)

Outro aspecto importante é o tamanho do paciente, já que o peso da prótese deve ser proporcional ao tamanho do paciente, isso é um fator mais relevante em crianças que variam rapidamente de tamanho. Na literatura medica existe o estudo de todas as proporções naturais, além das funções mecânicas essa proporção também impacta na percepção visual das próteses o que afetam a aceitação do usuário. (RAMALHO. 2018).

Quanto mais distal, ou seja, menor a amputação, mais leve deve ser a prótese e menor a complexidade necessária da prótese, porem também é menor o espaço disponível para acomodar todo o sistema de controle da prótese, o que acaba limitando a quantidade de movimentos e posturas que prótese pode fazer. Também é maior a quantidade de terminações nervosas para o sensoriamento mioelétricos. (RAMALHO. 2018).

2.3 POSTURAS

As posturas de interação com um objeto podem ser descritas como precisão e forma de conformação, as principais posturas de precisão são pinça, tripé e pinça lateral e normalmente envolvem o polegar e indicador e possivelmente o dedo médio estando em contato com apenas a ponta dos dedos. As principais posturas de conformação são gancho, esférico e cilíndrico e normalmente utilizam todos os dedos da mão estando em contato com continuo por todo os dedos. É importante considerar

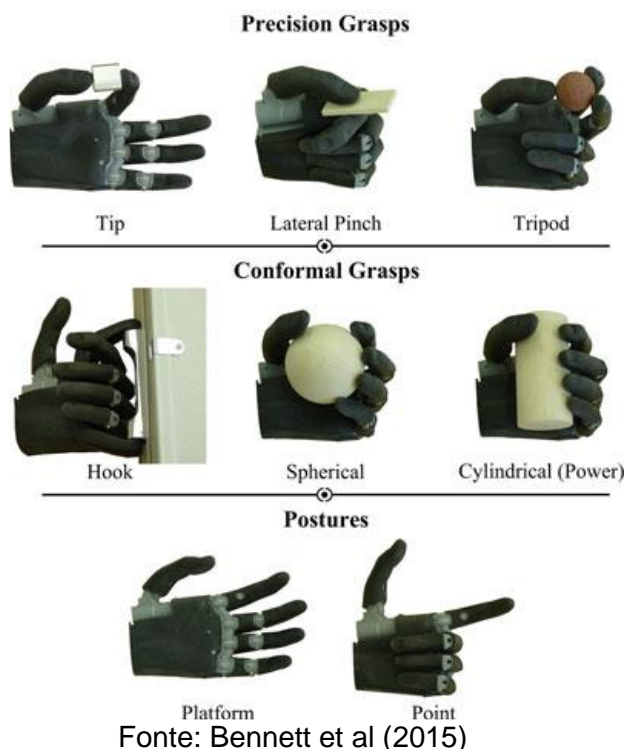
que as principais funções das posturas de precisão é proporcionar coordenação, enquanto com as posturas de conformação tem o propósito de dar estabilidade. Além dessas seis posturas existem outras comumente utilizadas no dia a dia, como a postura de apontar o dedo para indicar algo ou utilizar uma tela *touchscreen*, ou uma postura de plataforma, que é bastante utilizada para segurar objetos planos e também para se vestir. (BENNETT et al., 2015).

Juntamente dessas posturas é necessária que os dedos possuam a capacidade de exercer força com velocidade para oferecer as funcionalidades que uma mão saudável possui enquanto exerce essas funções do dia a dia. Os dedos utilizados nas posturas de agarre de precisão devem ter a capacidade de exercer pelo menos 11N e idealmente até 25N, enquanto o dedo anelar e mínimo devem exercer pelo menos 14N. E os dedos devem ter a velocidade angular das articulações de pelo menos 4rad/s. (BENNETT et al., 2015).

Pesquisas com amputados demonstram a importância de as próteses possuírem peso e tamanho similares aos do membro saudável, além de serem esteticamente agradáveis. O peso da mão varia de indivíduo para indivíduo. O peso médio da mão humana é em torno de 400g, entretanto o peso médio das próteses disponíveis no mercado é de aproximadamente 500g (Otto Bock MyoHand 460g, Touch Bionics i-LIMB 515g, Bebionic 500g). No que tange o tamanho da mão, estudos antropomórficos demonstram que a mão humana masculina tem 9cm de largura e 19,3cm de comprimento em 50% dos homens. (BENNETT et al., 2015).

Na figura 7 está a representação das posturas assumidas por próteses.

Figura 5 – Representação das posturas assumidas por próteses



No dia a dia se assume essas posturas e muitas outras sem a necessidade de pensar conscientemente nelas, através do que é popularmente chamado de “memória muscular”. Esses mecanismos de memória são essenciais para a interação do humano com o ambiente em que vive. (JOHNSTONE, 2017).

2.4 MECANISMOS DE MEMÓRIA MUSCULAR

No dia a dia executa-se diversas movimentações muitas vezes sem pensar nelas, quando se leva a mão para pegar um objeto não é pensado conscientemente na flexão de cada dedo e na sua intensidade. Essa capacidade é comumente chamada de “memória muscular”, o resultado de percorrer o mesmo caminho de ativações de sinapses centenas de vezes, que faz com que o cérebro entenda essa função como frequente e a torna automática, as mais simples são resultado de uma vida inteira de repetição. O conceito “memória-muscular” é uma indução de erro, pois mesmo que seja necessário o desenvolvimento muscular para a melhor execução de certas tarefas, o processo de aprender novas funções acontece no cérebro. (JOHNSTONE, 2017).

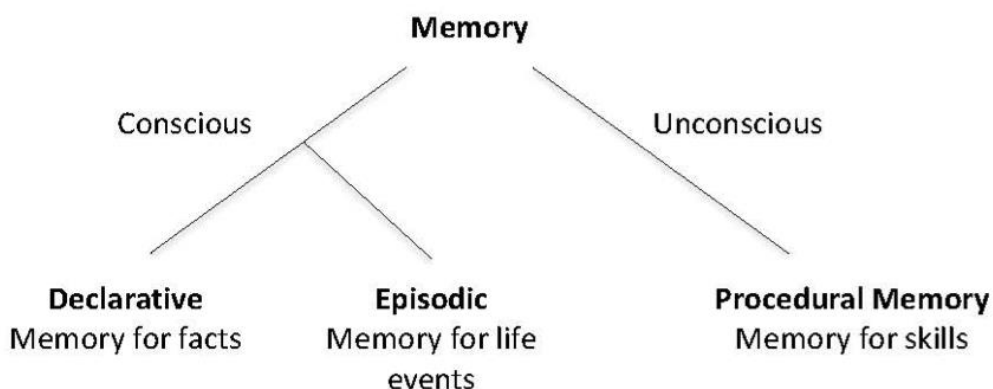
A memória pode ser dividida em diferentes sistemas que funcionam de forma quase independente. A memória de habilidades pode ser separada como um sistema

distinto dos outros, pode-se saber executar uma função e não saber explicar como fazer ou nem onde e quando aprendeu. (JOHNSTONE, 2017).

Esses sistemas diferentes de memória são controlados por diferentes áreas do cérebro, o Córtex Motor é o responsável por mandar os sinais para os músculos e é responsável para planejar a execução dos movimentos. Os gânglios de base são associados à iniciação de movimento e o cerebelo lida com a adaptação às alterações no ambiente. (JOHNSTONE, 2017).

Na figura 8 está a representação dos diferentes sistemas de memória.

Figura 6 – Representação dos diferentes sistemas de memória



Fonte: Johnstone (2017)

A forma como o cérebro humano aprende é através do reforço de decisões corretas, estímulo esse que é repetido inúmeras vezes. Esta é a mesma forma como uma inteligência artificial realiza seu aprendizado. Com a inclusão de uma inteligência artificial dotada de visão computacional, a prótese passará a ser capaz de aprender a interagir com os objetos colocados à sua frente, a fim de devolver a funcionalidade do paciente nas situações cotidianas que envolvam interações com objetos. (GAMBOGI, 2013).

2.5 VISÃO COMPUTACIONAL

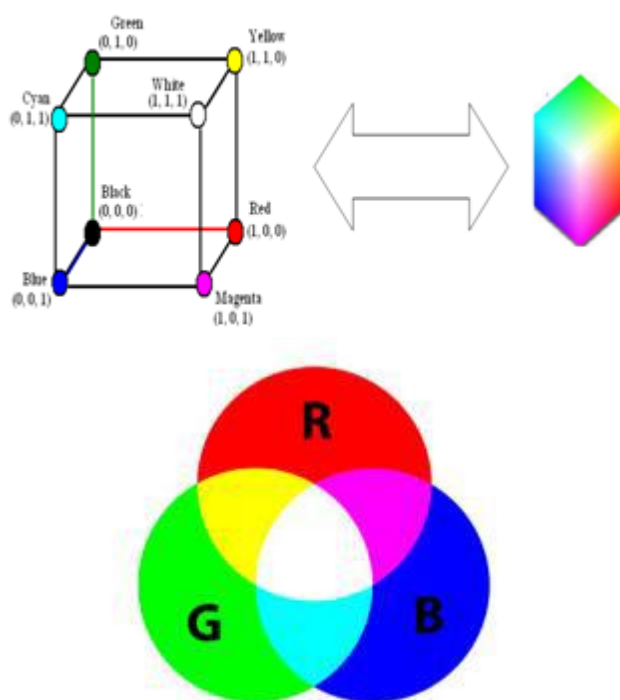
Hoje em dia a visão computacional se beneficia bastante do *machine learning* (Aprendizado de Máquina – ML, do inglês). Reconhecimento de imagem era um problema impossível de se resolver até poucos anos atrás, mas graças a evolução

dos hardwares e dos métodos de ML é direcionado muita energia para a utilização dessas técnicas em solução de processamento de imagens em áreas como imagens medicas, carros autônomos, automação industrial e realidade aumentada (MIYAZAKI, 2017).

O reconhecimento de objetos é um dos problemas fundamentais dos sistemas de visão computacional, sendo a maioria dos sistemas focados em classificação de objetos 2D, mas existe um crescimento no uso desses sistemas em objetos 3D, sendo um dos principais desafios a aquisição de uma representação tridimensional do espaço de forma satisfatória (MIYAZAKI, 2017).

Um espaço de cores é o nome dado a todas as cores possíveis de serem encontradas em um grupo de colorantes, dispostos, normalmente, como um cubo de cores. Câmeras digitais e scanners criam suas imagens usando combinações de vermelho, verde e azul (RGB – *Red Green e Blue*), que são as 3 cores primarias da luz visível e também as cores usadas por telas de computadores ou televisões para criar suas imagens. As cores que podem ser vistas estão entre 380 e 780 nm, a maioria das telas usam três canais de cores para criar imagens utilizando o espaço de cores RGB. Diferentes aplicações utilizam diferentes espaços de cores específicas para sua aplicação, como CMYK que é utilizado para impressão. (NISHAD PM, 2013)

Figura 7 - Representação do Cubo de Cores RGB



Fonte: Nishad PM (2013, p.44)

No cubo de cores RGB cada coordenada representa uma combinação de máximos e mínimos de cada cor primária, variando de 0 a 255. Quando todas as cores são mínimas a cor preta é produzida e quando todas estão em seus máximos a cor branca é produzida, como apresentado na tabela 1. Utilizar RGB para interagir com cores de imagens do mundo real não é eficiente, pois é necessário modificar a intensidade das três cores para manipular sua cor tornando o processo mais lento. (NISHAD PM, 2013)

HSV é a sigla em inglês *Hue Saturation Value*, que em português significa Tonalidade, Saturação e Brilho, e suas intensidades variam de 0 a 100%. O Tom é o que normalmente é chamado de cor, todos os vermelhos possuem a mesma tonalidade mesmo que variem se são mais claros ou mais escuros. Por sua vez a saturação é o que identifica o quão intensa ou pura é a cor. Cores saturadas são mais brilhantes e vividas, com o decrescer da saturação as cores se tornam mais pálidas, tornando-as cada vez mais cinzas. O Brilho define o quão clara ou escura é a cor, cores com brilho zero se tornam pretas, enquanto cores com brilho 100% variam o resultado de acordo com o tom e saturação. (NISHAD PM, 2013)

Quadro 1 - Cartela de Variação RGB

| | Normal Range | White | Yellow | Cyan | Green | Magenta | Red | Blue | Black |
|---|--------------|-------|--------|------|-------|---------|-----|------|-------|
| R | 0 to 255 | 255 | 255 | 0 | 0 | 255 | 255 | 0 | 0 |
| G | 0 to 255 | 255 | 255 | 255 | 255 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| B | 0 to 255 | 255 | 0 | 255 | 0 | 255 | 0 | 255 | 0 |

Fonte: Nishad PM (2013, p.45)

O Espaço de cores HSV é identificado como um cone hexagonal que pode ser visualizado como um hexágono em um ponto que termina em um único ponto na outra ponta do prisma. A face hexagonal é derivada da imagem produzida pelo cubo RGB quando o vértice braço é visível no centro e as cores primárias e secundárias formando os vértices de um hexágono. (NISHAD PM, 2013)

Figura 8 - Representação Espaço de cores HSV

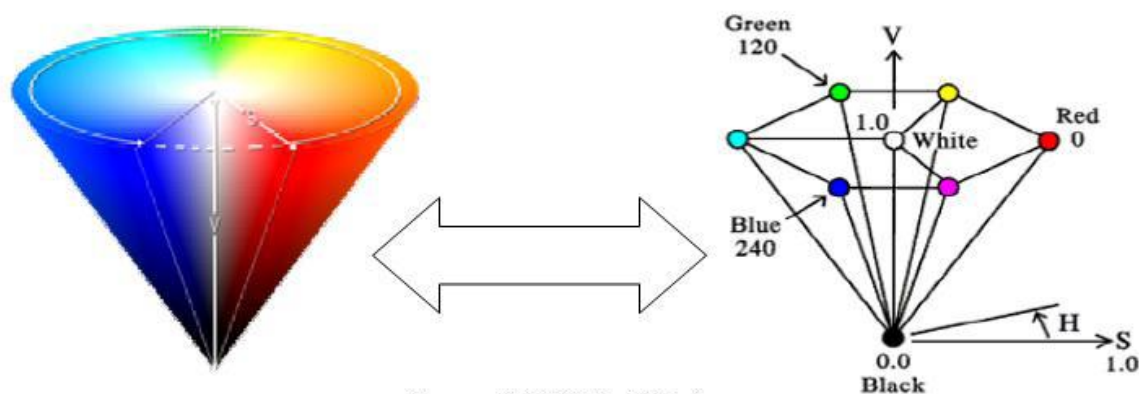


Figure -4 HSV Color Model

Fonte: Nishad PM (2013, p. 46)

Os conceitos de espaços de cores são essenciais para o desenvolvimento de visão computacional. Como um computador não enxerga da mesma forma que um humano se faz necessário a transformação dos sinais analógicos em digitais, o que só é possível através de métodos de processamento de imagem capazes de separar e quantificar as informações que existem no sinal analógico.

2.5.1 Método de Processamento de Imagem

Fotos e vídeos capturados por câmeras digitais fornece a informação necessária para que se realiza o processamento de imagem. Uma imagem é um conjunto de pontos que juntos formam um todo. Uma imagem digital é formada por variação de valores de intensidade de níveis de cinza em cada coordenada de uma função $f(x,y)$. (GALLON, 2013).

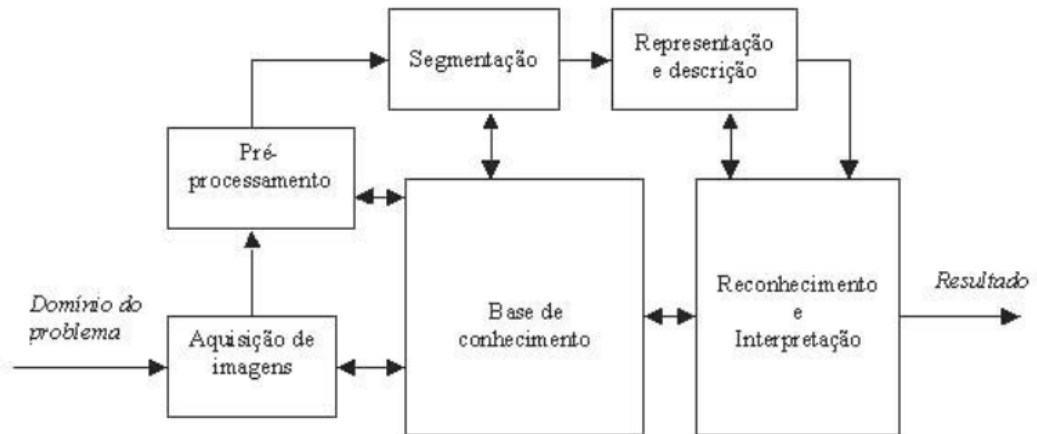
Figura 9 - Representação do plano cartesiano (x,y) de uma imagem digital



Fonte: Gallon (2013, p.18)

O processamento de imagens se dá em cinco passos, aquisição de imagem, pré-processamento, segmentação, representação e descrição, reconhecimento e interpretação. O primeiro passo, aquisição de imagem, ocorre a partir do dispositivo físico que transforma os sinais luminosos do ambiente em sinais elétricos capazes de serem interpretados pelo processador. O segundo passo, pré-processamento, assim que concluído o primeiro passo é realizada a melhoria da imagem, buscando aumentar as chances de sucesso nos passos seguintes, são feitos ajustes de contraste e brilho da imagem assim como redução de ruídos. No terceiro passo, segmentação, a imagem adquirida e ajustada nos passos anteriores é segmentada em parcelas unitárias, quantificando de valores de cada pixel, assim permitindo a análise seus valores individualmente. A quantificação da informação da imagem permite que nos passos a seguintes seja feita a análise do que o conjunto representa, essa etapa é extremamente importante pois qualquer erro do processo de segmentação pode alterar drasticamente o resultado final. Em seguida, no passo quatro, onde os dados obtidos no passo de segmentação podem ser representados de duas formas: por fronteira, quando o objetivo é determinar características de formas externas do que está na imagem, ou por regiões onde o interesse é a representação das áreas internas das formas. O último passo do processamento de imagem é o reconhecimento e interpretação, onde é feita a análise para identificação de padrões e entendimento da informação da imagem. (GALLON, 2013).

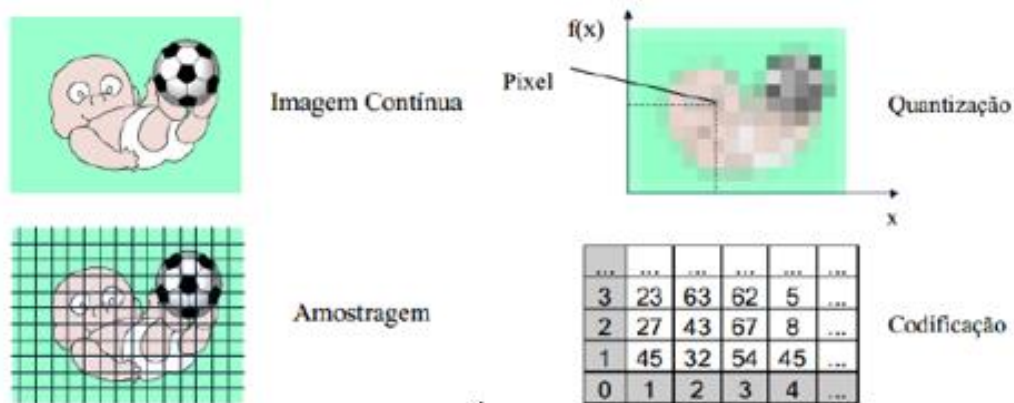
Figura 10 - Representação dos passos de processamento de imagem



Fonte: Gallon (2013, p.18)

Quando o processamento da imagem é concluído, está se torna apenas um conjunto de pixels dispostos em suas coordenadas, cada pixel com seu valor de intensidade. Quanto maior a resolução, maiores os detalhes e suas transições, conseqüentemente maior a qualidade da imagem. Com a codificação dos valores obtidos é possível a identificação de bordas através da diferença dos valores de intensidade de níveis de cinza. (GALLON, 2013).

Figura 11 - Representação do processo de segmentação de uma imagem

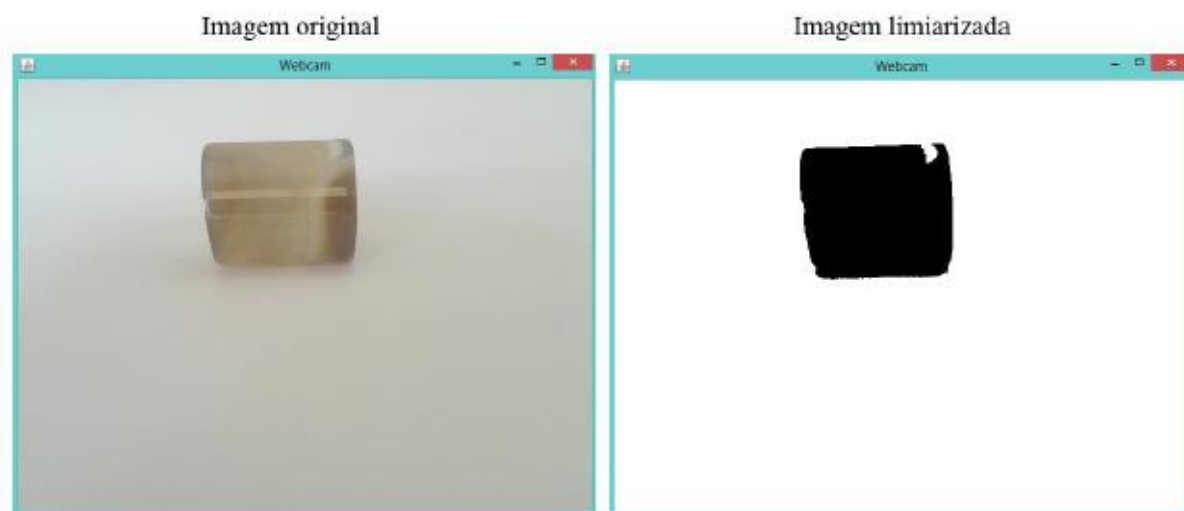


Fonte: Gallon (2013, p.28)

São também utilizadas técnicas de limiarização (*thresholding* em inglês), onde é feita a conversão dos pixels em apenas dois níveis de tons: preto e branco. Essa técnica é uma das principais no processamento de imagem utilizada para o reconhecimento e interpretação de objetos. Na figura a seguir é apresentada a

representação dessa técnica, onde a imagem de uma pedra posta em cima de uma folha branca é transformada apenas em tons de preto e branco. (GALLON, 2013).

Figura 12 - Representação da técnica de limiarização



Fonte: Gallon (2013, p.32)

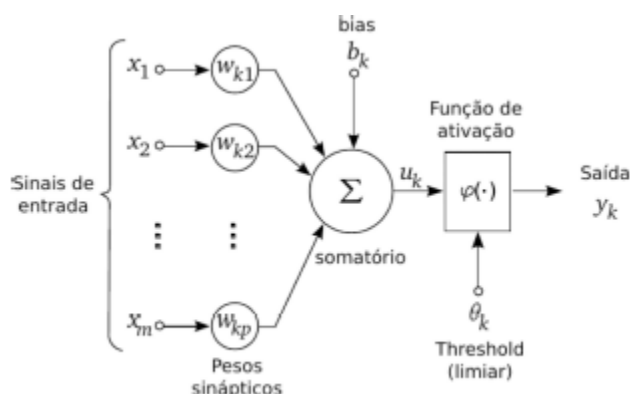
A utilização de visão computacional para a identificação de objetos é ainda um problema complexo hoje em dia, a segmentação da imagem é uma das mais importantes etapas para que um computador identifique os objetos. A variação de níveis de contraste e posicionamento do objeto influenciam na dificuldade da identificação por dificultar a identificação das bordas do objeto. É necessário uma alta quantidade de dados processados de forma eficiente e para isso se torna necessário o uso de redes neurais convolucionais. (GUO et al., 2017)

2.6 REDES NEURAS ARTIFICIAIS

A inteligência artificial (*Artificial Intelligence* – A.I.) é utilizada para executar tarefas que, apesar de poderem ser executadas por pessoas, após o treinamento da A.I. esta se torna capaz de executá-las de forma mais eficiente, necessitando menos tempo para repetir sua tarefa. Uma das funções que a A.I. realiza é a capacidade de entender e interpretar conhecimentos passados para poder prever problemas futuros com base nos dados atuais através de uma MLNN (Machine Learning Neural Network, em português Rede Neural de Aprendizado de Máquina), esse aprendizado é feito através de treinamento com bancos de dados e repetições sendo seu desenvolvimento supervisionado por um humano para corrigir e confirmar sua

efetividade. Inspirados nas redes neurais biológicas, as Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos computacionais de M.L. RNAs são utilizadas em funções de reconhecimento de padrões, como reconhecimento de objetos, análise de imagens médicas, etc. As unidades básicas de uma RNA são chamadas de neurônios, podendo ser representados graficamente como na figura 15. (MIYAZAKI, 2017).

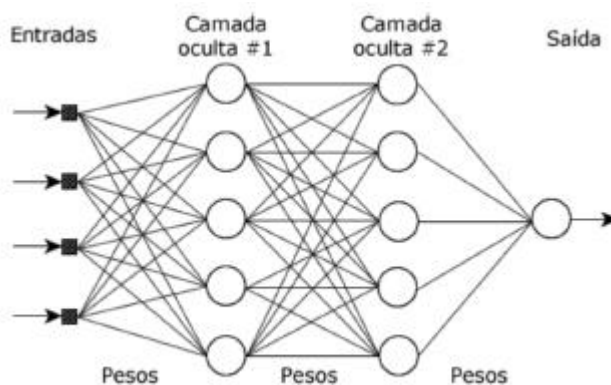
Figura 13 – Representação gráfica de um neurônio artificial



Fonte: Miyazaki (2017, p. 9).

O MLNN utiliza o modelo básico Perceptron, que faz uso de apenas um neurônio e é capaz de classificar padrões. Por utilizar apenas um neurônio, este modelo é bastante limitado por agrupar dados linearmente separáveis. O MLNN é uma arquitetura mais robusta onde cada perceptron é chamado de nó, cada camada é definida como entrada, oculta e saída. A figura representa a MLNN, onde a primeira camada é a camada de entrada, a última camada é a camada de saída e as camadas entre elas são as camadas ocultas. (MIYAZAKI, 2017).

Figura 14 – Representação de uma rede neural multicamadas (MLNN)



Fonte: Miyazaki (2017, p. 11).

A diferença entre um problema de otimização e o ML é a capacidade das técnicas de treinamento dos modelos que generalizam problemas que não foram processados anteriormente, é necessário que o modelo seja capaz de solucionar problemas que não estavam no banco de dados, necessitando de uma validação através de treinamento. É necessário ter dados de treinamento e dados de teste e o objetivo é minimizar o erro em ambas bases de dados e quando o sistema não anda junto ocorre o sobre-ajuste ou o sub-ajuste. O sub-ajuste é quando o modelo não consegue aprender os padrões dos dados e assim não se diminui os erros de treinamento. E o sobre-ajuste é quando o erro de treinamento diminui, mas o erro de teste não, isso acontece por um uso excessivo de nós ou uma base de dados pequena, o que causa a incapacidade de generalizar a solução para problemas não vistos. (GUO et al., 2017).

2.6.1 Rede Neural Artificial Convolutional

As RNA são processadores com neurônios conectados através de sinapses que armazenam a experiência obtida com suas interações com o meio ambiente. O seu treinamento é feito com o uso de correções dos pesos de suas sinapses e suas bias, para que se aproxime o vetor de saída do que se é esperado. Essas correções ocorrem em duas etapas, a propagação (*forward-propagation*) e a retro propagação (*back propagation*) (MIYAZAKI; CAIO, 2017).

Classificação de imagem, o processo de pré-processamento e segmentação da imagem para extrair e identificar as principais características é um processo

importante para esse trabalho. As técnicas modernas, por serem mais rápidas permite que se consiga as informações da imagem mais rápida tornando possível a utilização dessa tecnologia para soluções complexas como identificação de placas de veículos no trânsito, reconhecimento de rostos como *Deep Fake* e filtros de aplicativos. (GUO et al., 2017)

Os métodos atuais de reconhecimento de objetos fazem essencial o uso de métodos de *machine learning* para aprimorar suas performances. Até pouco tempo atrás os datasets de imagens catalogadas eram relativamente pequenos, cerca de dezenas de milhares de imagens, hoje em dia é possível datasets maiores, capazes de aprender modelos mais complexos e o uso de técnicas melhores. *Datasets* como LabelMe, que possui centenas de milhares de imagens segmentas e catalogadas e ImageNet que possui 15 milhões de imagens em alta resolução catalogadas em mais de 22 mil categorias. (GUO et al., 2017)

Objetos em ambientes reais possuem uma grande quantidade de variáveis, para a A.I. aprender a reconhecer os objetos é necessários sets de treinamento muito maiores. Então os limites dos datasets menores se tornam evidentes para poder processar e identificar objetos em milhões de imagens é necessário um modelo capaz e eficaz para isso. (GUO et al., 2017)

A complexidade de identificar objetos é tamanha que não é possível especificar mesmo com ImageNet, isso torna necessário modelar conhecimentos prévios para compensar os dados que não são obtiveis. Redes Neurais Convolucionais (*Convolutional Neural Networks*, CNNs) é um desses modelos, podendo variar sua capacidade controlando a largura e profundidade de camadas. Comparando outras redes neurais com *feedforward* com a mesma quantidade de camadas as CNNs possuem menos conexões e parâmetros, o que os torna mais fáceis de treinar enquanto suas performances são pouco inferiores. (GUO et al., 2017)

O design das CNNs vem da estrutura visual dos mamíferos. O modelo de estrutura visual baseada no córtex visual de gatos foi proposto por Hubel e Wiesel em 1962. Em 1980 Fukushima propôs a primeira estrutura Neocognitiva hierárquica usada para processar imagem. CNN foi introduzida pela primeira vez por LeCun que desenvolveu uma rede neural artificial multicamada chamada LeNet-5 que pode classificar números manuscritos. Como outras redes neurais LeNet-5 possui várias camadas e pode ser treinada com um algoritmo de propagação reversa, mas com os limites das capacidades computacionais e de extensos treinamentos a rede neural

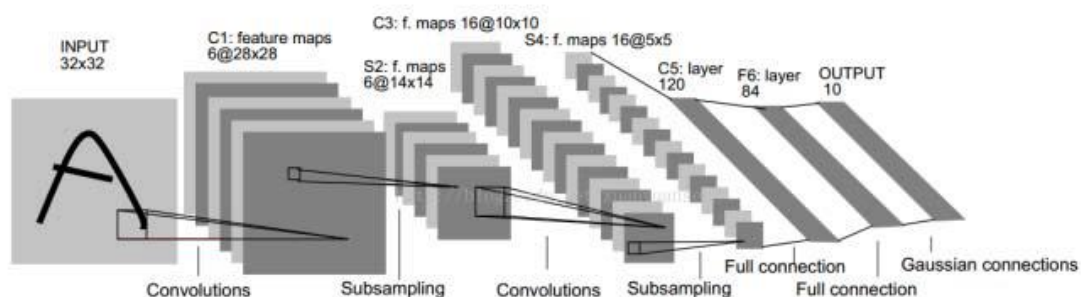
não obtinha uma performance satisfatória em problemas mais complexos, como classificação de imagem e vídeos. Desde 2006 muitos métodos foram desenvolvidos para superar essas dificuldades apresentando um significativo aprimoramento comparado com métodos anteriores de classificação de imagem, como Alexnet, ZFnet, VGGNet e GoogleNet. (GAMBOGI, 2013).

Redes neurais convolucionais possuem principalmente três tipos de camadas, a camada convolucional, a camada pooling e uma camada completamente conectadas. (KRIZHEVSKY et al., 2012; GUO et al., 2017; GAMBOGI, 2013).

A camada convolucional é a principal parte da CNN, é onde esta as conexões e pesos das características compartilhadas, o seu propósito é aprender características representativas das entradas. Como representado pela Figura 12 essa camada é composta por vários mapas de características onde cada neurônio de um mesmo mapa é usado para extrair características de diferentes posições na próxima camada, no caso de neurônios únicos a extração é de características locais na mesma posição em mapas diferentes. Para se obter um novo aspecto o mapa de características de entrada é convolucionada com um núcleo de informações prévias e então o resultado passado por uma função de ativação não linear, obtendo-se diferentes mapas se aplicado diferentes núcleos. (KRIZHEVSKY et al., 2012; GUO et al., 2017; GAMBOGI, 2013).

A camada de pool (camada de associação) possui o efeito de extração secundária de recurso, podendo reduzir as dimensões dos mapas de características e incrementa a robustez da extração. Normalmente posicionada entre duas camadas convolucionais, sendo suas operações mais comuns à associação média e o pool-máximo. Podendo ser extraído as características das entradas empilhando várias camadas convolucionais e de pool. (KRIZHEVSKY et al., 2012; GUO et al., 2017; GAMBOGI, 2013).

Figura 15 - Representação da arquitetura da Rede Neural Convolucional LeNet-5



Fonte: Guo et al (2017, p. 1)

A camada totalmente conectada é a camada que conecta todos os neurônios das camadas anteriores com a camada atual, a última camada totalmente conectada é seguida por uma camada de saída. (KRIZHEVSKY et al., 2012; GUO et al., 2017; GAMBOGI, 2013).

2.7 ESTADO DA ARTE

Os avanços tecnológicos das próteses estão relacionados aos avanços em diversas áreas, como materiais de baixa densidade, métodos de fabricação como impressão 3D, assim como sistemas de controle e miniaturização de componentes como motores e sensores. O desenvolvimento de sensores mioelétricos revolucionou o conceito de próteses, permitindo comandos a partir de contrações musculares no coto ou sinais elétricos captados por sensores posicionados diretamente nos nervos. As próteses com sensores mioelétricos são as mais modernas oferecidas hoje em dia. (ALVES; MELLO; IMENES, 2016).

No fim de 2016 a “*Luke Arm*”, uma das próteses mais avançadas do mercado, produzida pela DARPA começou a ser introduzida para o comércio. Ela está em desenvolvimento a quase uma década. O controle da prótese é feito através de sensores mioelétricos implantados nos músculos, tornando a prótese mais intuitiva do que outras próteses menos invasivas. Além disso a *Luke Arm* também tem mais graus de liberdade do que outras próteses mais acessíveis, ela também possui sensores de força nos dedos que permite um feedback para segurar adequadamente objetos. Porém o valor desta prótese fica em torno de U\$100.000,00, cem mil dólares,

enquanto as próteses mais acessíveis custam apenas algumas centenas de reais. (STARR, 2019).

Figura 16 - Luke Arm produzido pela Darpa



Fonte: www.darpa.mil/news-events/2014-05-09

O sistema de Axons-Bus da Mão Michelangelo proporciona diversas funções naturais, tendo sete diferentes posições, capacidade de segurar até 7kg e também possui um design agradável para a integração ao corpo humano e possibilidade de utilizar uma luva que imita a pele humana por cima da prótese.

As próteses mioelétricas são controladas por sinais de contração nos músculos do usuário, podendo ser ajustadas até seis programas de controle dependendo das necessidades individuais e da quantidade de músculos que o usuário ainda consegue controlar, podem também ser ajustadas a força e velocidade de acionamento. Estes modelos de próteses necessitam de uma fase de treinamento, para que o usuário aprenda a utilizar a prótese com acompanhamento de um terapeuta ocupacional que auxilia na prática dos movimentos padrões, como comer ou se vestir. Também é necessário que o usuário aprenda a posicionar a prótese corretamente para obter a posição ideal para segurar cada objeto. (OTTOBOCK, 2019)

Figura 17 - O sistema de próteses Axon-Bus com a Mão Michelangelo



Fonte: www.ottobockus.com/prosthetics/upper-limb-prosthetics/solution-overview/michelangelo-prosthetic-hand/

O objetivo do desenvolvimento das próteses é se aproximar em função e aparência de um membro natural, porém ainda existem inúmeras barreiras que impedem as próteses de membro superior de atingirem o objetivo de substituir completamente a mão natural. (CLEMENT; OLIVER, 2011).

As próteses mais simples, puramente mecânicas, com capacidade de controle funcionam com o uso de cabos e cintas vestidas pelo usuário, que através do movimento do braço em relação ao corpo gera o movimento da prótese. Essas próteses ainda dependem da força e do controle do paciente, e permitem uma quantidade limitada de movimentos. Movimentos mais complexos das próteses dependem da integração digital de controle, que podem variar desde o uso de uma unidade de controle posicionada no calçado do paciente até o uso de sensores mioelétricos, que atualmente são os mais utilizados comercialmente. O funcionamento desses sensores depende de algoritmos complexos, capazes de interpretar a grande quantidade de sinais elétricos em ativação no coto. Entretanto, fatores como movimentos do ombro, do cotovelo ou até a batida do coração podem causar interferências na leitura dos sensores. Em próteses que utilizam sensores

mioelétricos, o controle dos movimentos é feito através da leitura de grupos musculares específicos, como o estímulo dos músculos flexores do antebraço para a realizar o movimento de flexão do punho da prótese. Esse tipo de controle demanda tempo e treinamento do paciente para utilizar a prótese, além da capacidade de suficiente estímulo nervoso dos músculos que compõem o coto. (CLEMENT; OLIVER, 2011).

O sistema nervoso central e periférico mantem os caminhos nervosos residuais ativos por muitos anos após a amputação. Essa propriedade tem sido pesquisada para reconectar os nervos, essa técnica é chamada de reinervação (*reinnervation* em inglês). A reinervação tem como propósito aumentar a precisão dos controles através sensores mioelétricos, conectando os nervos remanescentes em outros músculos do coto, criando assim unidades musculares independentes, o que torna o musculo reinervado em um amplificador biológico de sinal. Essa técnica é uma das mais promissoras no que tange o controle intuitivo de uma prótese com múltiplas funções. (CLEMENT; OLIVER, 2011).

Outras técnicas de controle utilizadas são a implantação de eletrodos dentro dos músculos, assim de realizar a leitura dos sinais intramusculares, o que aumenta a qualidade do sinal captado, e a Sono miografia que utiliza mensurações ultrassônicas para detectar alterações do tamanho de músculos contraídos no coto. E por fim o implante intraneural de eletrodos, que talvez seja a tecnologia mais promissora atualmente, conectando os nervos diretamente aos músculos remanescentes do coto, permitindo assim a troca de sinais aferentes e eferentes entre próteses e o paciente. (CLEMENT; OLIVER, 2011)

Também existem projetos open-source que disponibilizam modelos de próteses para impressão 3D, como por exemplo a *Dextrus Hand*, que desenvolve e monta o controle da prótese através de motores elétricos utilizando uma plataforma chamada *Open Hand Project*. A figura 20 apresenta o modelo *Dextrus Hand*. (RAMALHO, 2018)

Figura 18 - Prótese Dextrus Hand.



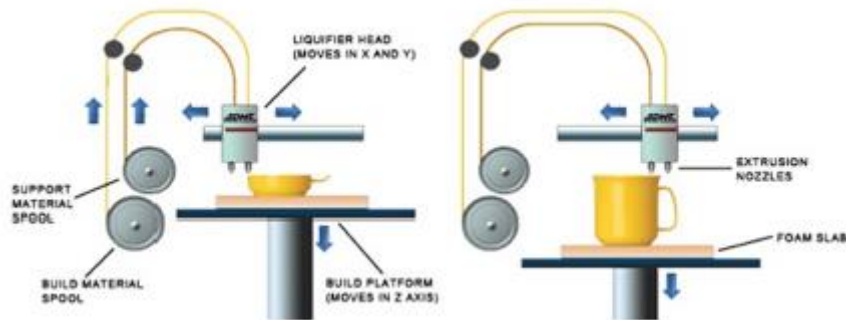
Fonte: Ramalho (2018)

Projetos como esse têm como foco o baixo custo utilizando processos de impressão 3D e componentes existentes no mercado que não foram desenvolvidos especificamente para este propósito. (RAMALHO, 2018)

2.8 IMPRESSÃO 3D

O processo de impressão 3D se inicia na criação de arquivos CAD e então é feita sua tradução para um código de impressão específico para cada impressora. O processo FDM (“*Fused Deposition Modeling*”, Modelagem por depósito fundido) é feito através da aplicação do material fundido camada a camada. A Impressora possui um mecanismo que aquece o filamento até seu ponto de fusão e através do mecanismo de extrusão o deposita dentro do espaço pré-determinado. Na figura 21 é apresentado o esquema de funcionamento de uma impressora 3D. (RAMALHO, 2018).

Figura 19 - Esquema de funcionamento de uma impressora 3D utilizando o processo FDM



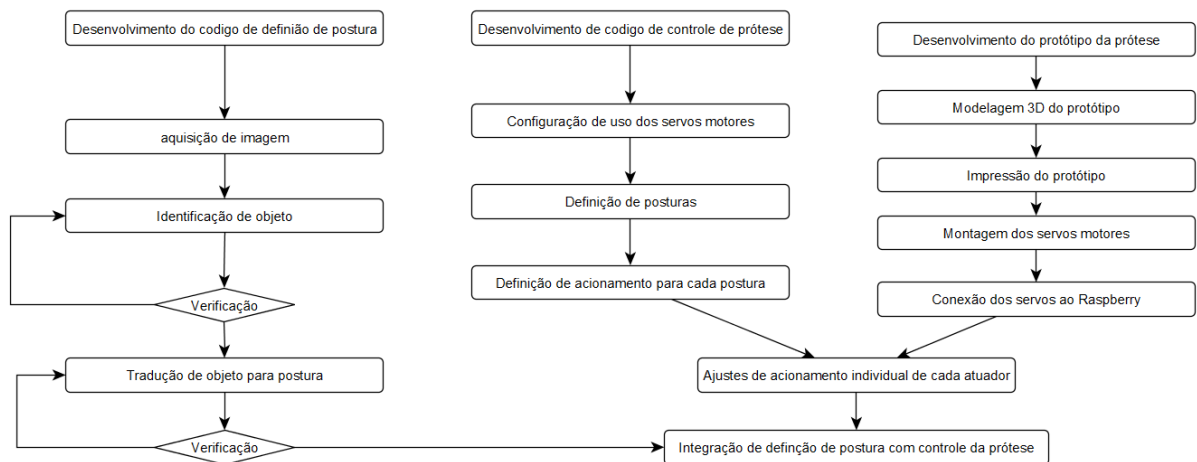
Fonte: Ramalho (2018)

Este processo torna a prototipagem e desenvolvimento de projetos complexos mais baratos e rápidos possibilitando o estudo e a criação de inovações frugais como a implementada e descrita no próximo capítulo.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo estão descritas as etapas metodológicas para a realização da pesquisa. Serão apresentados os materiais e equipamentos utilizados, assim como a descrição detalhada dos procedimentos empregados para a coleta e processamento de dados. A figura 22 ilustra um fluxograma com as etapas que foram desenvolvidas neste estudo.

Figura 20 - Fluxograma das etapas desenvolvidas



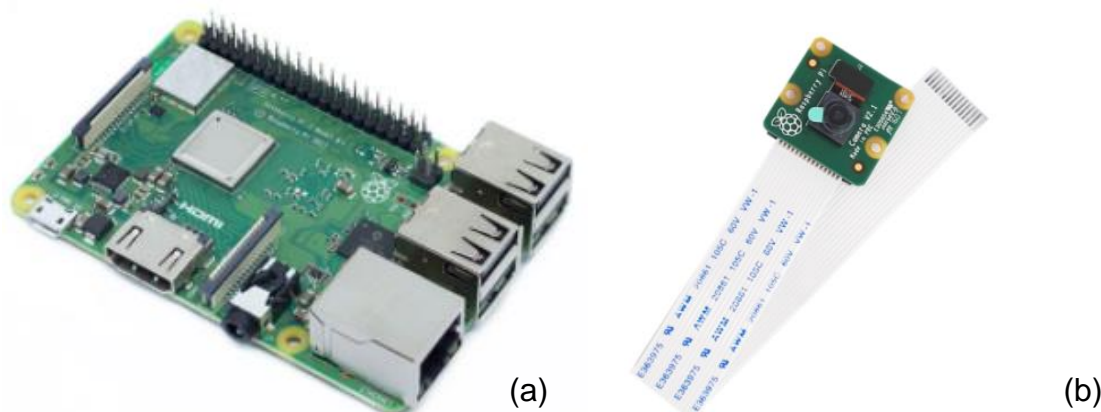
Fonte: Desenvolvido pelo autor

Os materiais escolhidos para o desenvolvimento do protejo tinham como prioridade o baixo custo e versatilidade, assim, para os ensaios foi desenvolvido um modelo de prótese utilizando impressora 3D e foram utilizados documentação open-source, câmera de baixo custo e a plataforma de programação Raspberry Pi 3B.

3.1 RASPBERRY

Foi usado a placa Raspberry Pi 3 B+ e o micro controlador Arduino Uno para a realização do protótipo proposto, foi escolhido trabalhar com o Raspberry Pi 3 B+ por este ter as conexões suficientes e facilidade de portabilidade e programação do sistema, assim como capacidades de processamento o suficiente para suportar as necessidades do software. Para a captura de imagens será utilizado uma Câmera Raspberry Pi v2 8MP por ela ter um custo acessível e qualidade de hardware e facilidade de uso como drivers e dimensões satisfatórios para o objetivo do projeto.

Figura 21 – Raspberry Pi 3 B+(a) e Representação Câmera Raspberry Pi v2 8MP (b)



Fonte: < <https://www.filipeflop.com/produto/camera-raspberry-pi-v2-8mp/> >

A plataforma de desenvolvimento Raspberry Pi 3B é um mini-PC capaz de rodar o sistema Raspbian e Ubuntu, distribuições Linux. A versão Raspberry Pi 3 B+ possui um processador Quad-Core de 1.4GHz e 40 conexões GPIO o que tornam o sistema adequado para o desenvolvimento de projetos como videogames, servidores e projetos embarcados.

3.2 ATUADORES

Os atuadores escolhidos foram os servos motores TowerPro SG-90, por possuírem baixa necessidade de tensão e por serem leves e menores que a maioria dos outros servos do mercado. Seu torque é inferior também, mas como o objetivo do projeto não é o desenvolvimento de uma prótese para o uso diário, mas apenas o desenvolvimento da inteligência artificial para o controle da prótese, os motores mesmo que fracos são o suficiente para os testes.

Figura 22 - representação dos servos Tower Pro SG-90.

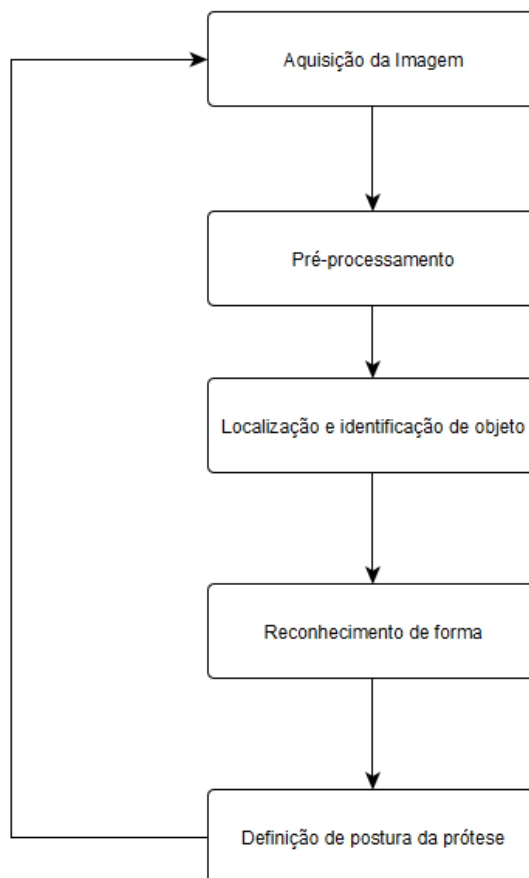


Fonte: < <https://www.filipeflop.com/produto/micro-servo-9g-sg90-towerpro/>>

3.3 PROCESSAMENTO DE IMAGEM

O software é composto pelas etapas necessárias para a adequada aquisição das informações de imagem, pré-processamento, e utilizando a biblioteca OpenCV para a interpretação das informações para identificar o objeto-alvo e em seguida a definição de postura de acordo com a forma identificada. A figura a seguir apresenta o diagrama de blocos do sistema.

Figura 23 - Diagrama de blocos do sistema de definição de postura da prótese



Fonte: Desenvolvido pelo autor.

Foi desenvolvido um software utilizando métodos de visão computacional, junto de bibliotecas de programação como OpenCV para a identificação de objetos no ambiente. Seguindo os métodos de processamento de imagem para adequadamente analisar e identificar os objetos alvos. Sendo feito ensaios e ajustes ao código ao longo de todo o desenvolvimento.

3.3.1 OpenCV

A biblioteca de programação OpenCV é uma biblioteca open-source, desenvolvida pela Intel Corporation na linguagem de programação C e implementando uma grande variedade de ferramentas de interpretação de imagem, desde operações mais simples como filtro de ruído até operações complexas como análise de

movimento e reconstrução 3D. O OpenCV tem como objetivo tornar a interação em tempo real do humano com o computador mais acessível. (GALLON, 2013).

3.3.2 TensorFlow Lite

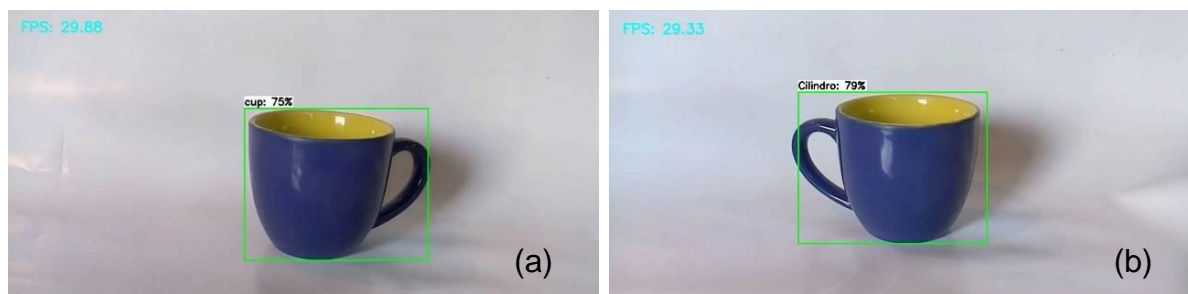
A plataforma TensorFlow possui um ecossistema de código aberto para Machine learning, bibliotecas e recursos criados pela comunidade para implementar aplicativos. O TensorFlow Lite é uma versão otimizada para ser utilizado em sistemas menos potentes, como celulares e placas mini-PC, como o Raspberry. (TENSORFLOW, 2020).

3.4 IDENTIFICAÇÃO DE OBJETOS

Os testes de identificação de objetos foram realizados em ambiente controlado, com fundo branco e sem poluição visual. Foi implementado o código de identificação de objetos, utilizando como base o banco de dados OpenCV, e então feita a tradução dos objetos identificados para suas formas básicas. Foram selecionados diferentes objetos de uso no dia a dia para serem identificados, sendo eles: xícaras, uma tesoura, canetas, uma cola, um celular, frutas, controle remoto, telefone, talheres, uma pendrive e um copo. Os objetos foram posicionados de diferentes maneiras em frente a câmera, que estava fixa em um tripé. As imagens foram capturas em tempo real, a aproximadamente 30 frames por segundo.

Foi então criado um dicionário de posturas para cada objeto identificado e realizados testes novamente no mesmo cenário controlado. A figura 26 (a) apresenta a identificação do objeto e a figura 26 (b) apresenta a visão computacional com as etiquetas de posturas que a prótese deve assumir.

Figura 24 - (a) identificação de objeto (b) tradução em identificação de postura



Fonte: elaborada pelo autor

Após concluídos o sistema de identificação de objetos e definição de postura, foi desenvolvido um protótipo de prótese de membro superior para, na sequência, ser feita a integração entre protótipo e sistema de definição de postura.

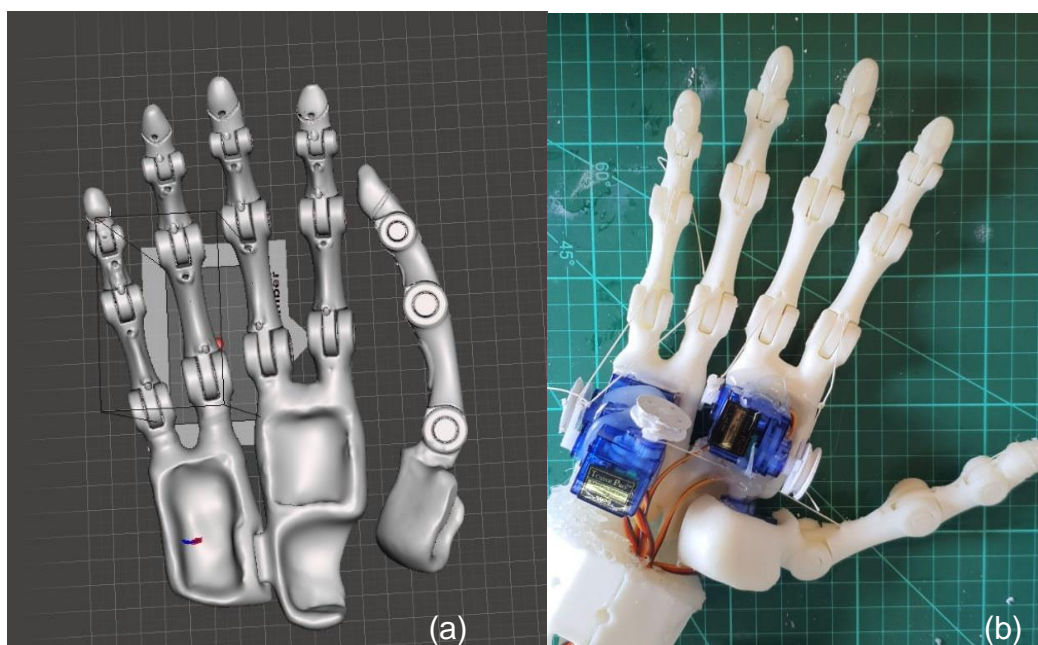
3.5 PRÓTESE 3D

Um modelo de prótese 3D foi desenvolvido para testar as posturas. O modelo teve como base a estrutura óssea da mão humana para se manter as proporções. Não fez parte do projeto desenvolver novos mecanismos nem quaisquer inovações em relação a otimização de espaço ou de acoplamento dos atuadores, o modelo foi desenvolvido com base em modelo de próteses já existentes no mercado.

Para a criação do modelo 3D foi utilizado o software Meshmixer e para a tradução do arquivo em formato .stl para o código de impressão 3D foi utilizado o software Ultimaker. A impressora utilizada foi a Anycubi I3Mega. Foi escolhido o material ABS (*Acrylonitrile Butadiene Styrene* – Acrilonitrila Butadieno Estireno) pela sua indicação para peças que sofram impactos mecânicos, já que sua flexibilidade é maior que no PLA o que também permite um melhor encaixe entre peças. O ABS também possui maior resistência a temperaturas superiores a 100°. Além disso, possui um valor acessível e é compatível com a utilização de colas plásticas, o que torna possível a reutilização e consertos do mesmo. (DA SILVA, 2018).

Após a impressão, foram fixados seis servos motores na palma da mão da prótese e conectado cabos de nylon que passam por tubulações embutidas nas falanges. Os controles de cada dedo são feitos individualmente, onde se tem um servo para cada dedo e mais um servo para a adução e abdução do polegar. A figura 27 apresenta o modelo 3D desenvolvido e o protótipo construído para os testes.

Figura 25 - (a) modelo 3D da prótese, (b) protótipo de prótese.



Fonte: elaborada pelo autor

Além disso, foi desenvolvido o sistema de controle dos atuadores e assim foram executados os testes separados de cada atuador com o controle de suas posições. Com o código de controle dos atuadores completo e o código de identificação de objetos, foi implementado o código que conecta o retorno da identificação de formas para o controle dos atuadores, com posturas pré-definidas. Foram necessários ajustes na ativação de alguns servos já que existe diferença de comprimento de um dedo para o outro.

3.6 INTEGRAÇÃO DOS SISTEMAS

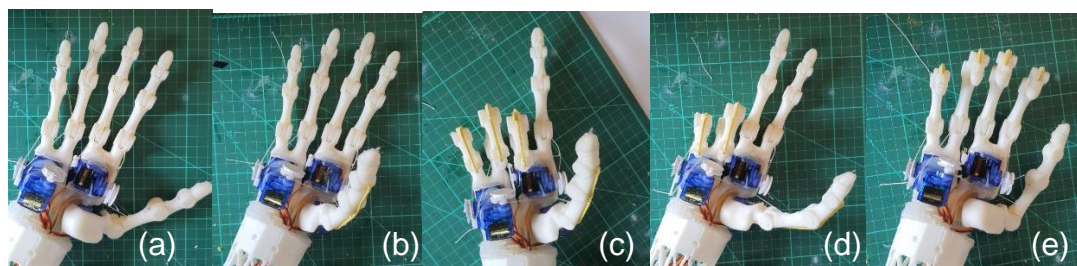
Foi desenvolvido um programa em Python para controlar os servos e, também, definida a angulação e a sequência de acionamento de cada servo, para que a prótese assumira cada postura. Em seguida, foi realizada a integração do sistema de definição de posturas com o programa de controle de servos. Dessa maneira, quando o sistema identifica a postura adequada para agarrar o objeto, é enviado o sinal para que a prótese assumira essa postura e espere um comando para se fechar. Este sinal será feito através de sensoriamento mioelétrico.

Foram utilizadas cinco posturas para os testes, sendo elas: open, cilíndrica, pinça, *tripod* e alça, conforme figura 28. Para cada postura foi designada a ativação

de diferentes servos. Na postura *open* todos os dedos ficam estendidos. Na postura cilíndrica, o polegar é colocado na posição opositora e os quatro dedos em posição estendida. Já na postura *pinça*, os dedos mínimo, anelar e médio são flexionados e o polegar posto na posição opositora. A postura *tripod* é similar a postura *pinça*, porém com o dedo médio estendido. Por fim, na postura *alça* o polegar fica posição de abdução e estendido, os outros dedos são parcialmente flexionados.

Em todos os casos a postura é definida pelo sistema e o comando de flexão para o agarre do objeto é feita através do comando adicional. Os servos possuem um limite de rotação de 180° , no caso da adução do polegar foi limitado a 90° e nos outros dedos foi utilizado 180° .

Figura 26 – posturas (a) *open*, (b) cilíndrica, (c) *pinça*, (d) *tripod*, (e) *alça*



Fonte : elaborada pelo autor

Com a integração do sistema concluída e os códigos completos, foram realizados os testes e ensaios para validar a funcionalidade desenvolvida no projeto. Os resultados estão apresentados no próximo capítulo.

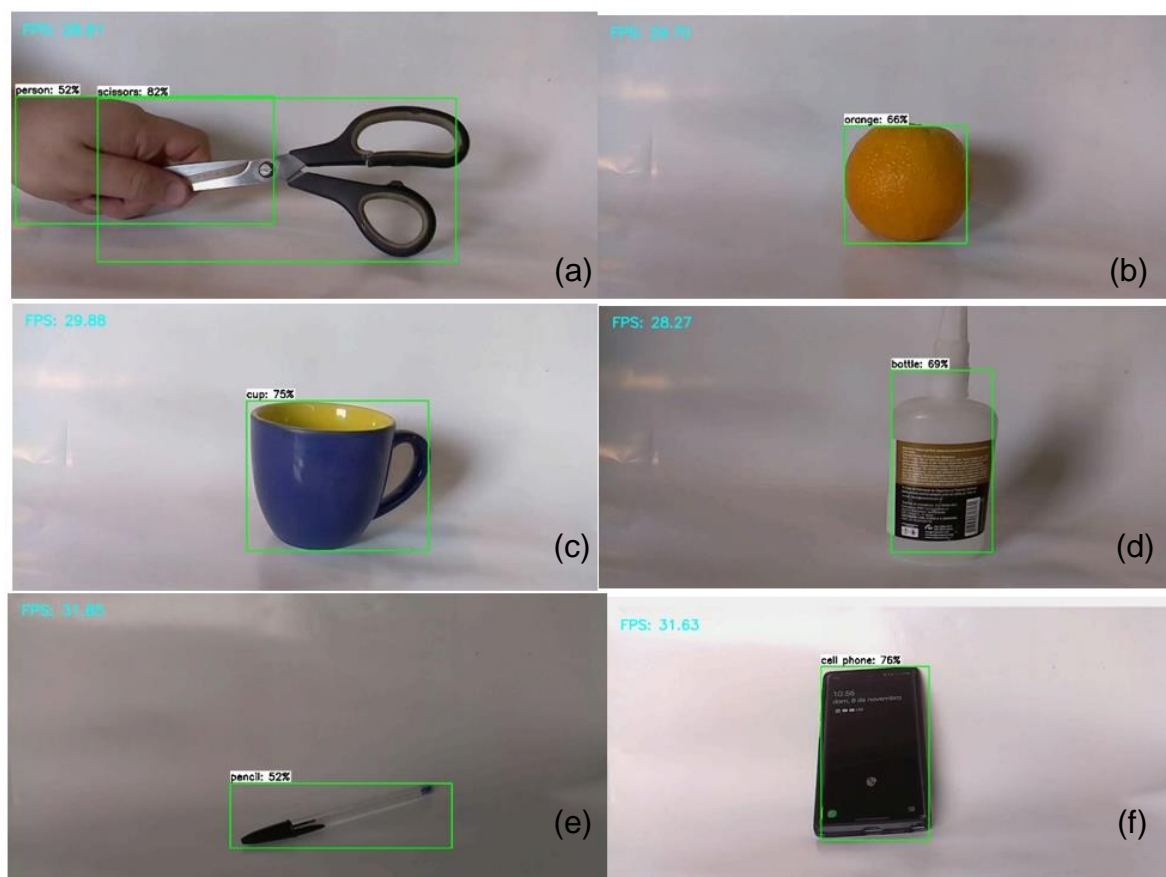
4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados e discutidos os resultados obtidos através da metodologia proposta na pesquisa.

4.1 RESULTADOS DA IDENTIFICAÇÃO DE OBJETOS

O retorno de identificação foi limitado para somente ser apresentado quando o sistema tiver mais que 50% de certeza no reconhecimento dos objetos. Tendo em vista que foi utilizado um banco de dados de objetos semelhantes, mas não iguais aos usados nos testes, e que o processamento das imagens foi realizado em tempo real, observou-se que a precisão da identificação dos objetos não foi alta, porém constante, assim como a definição de postura. A figura 29 apresenta as representações da visão computacional feita pelo sistema.

Figura 27 – (a) tesoura, (b) laranja, (c) xícara, (d) tubo de cola, (e) caneta e (f) celular



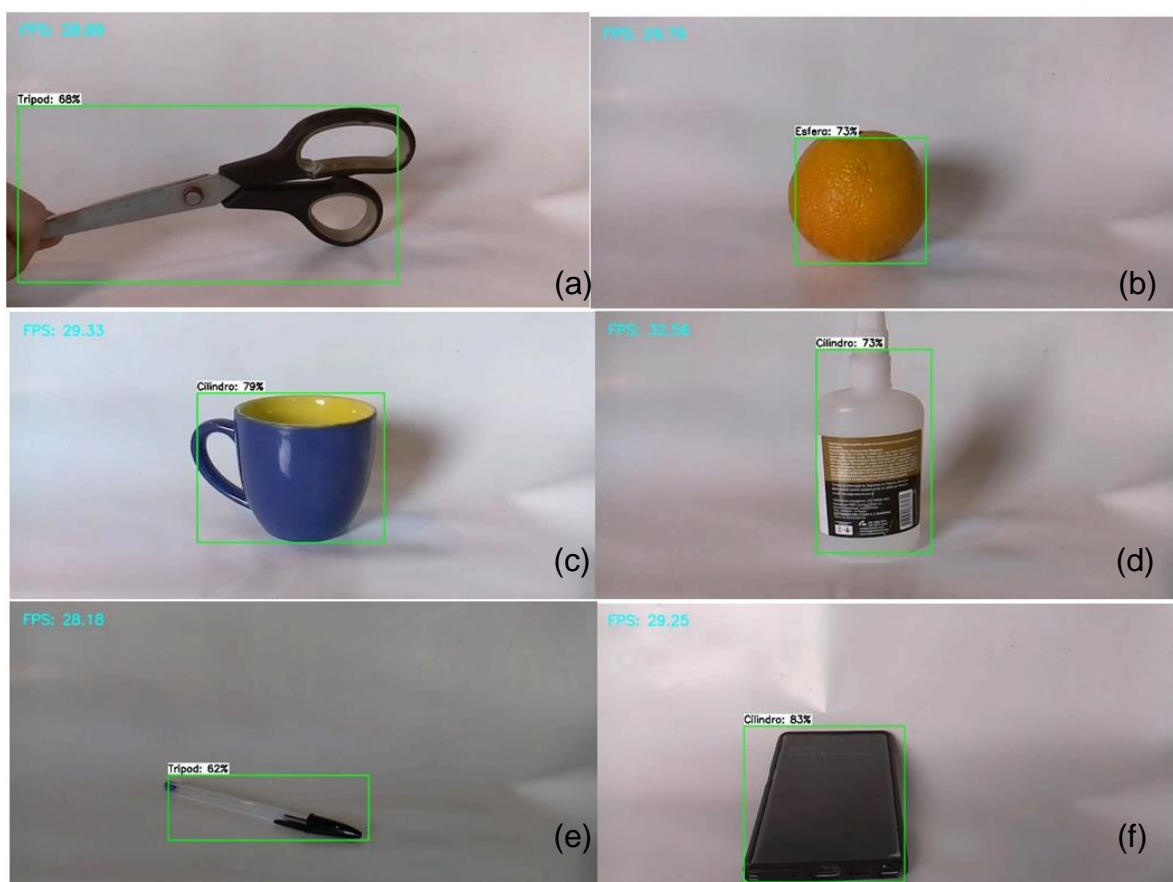
Fonte: elaborada pelo autor

Como observado na figura 30 (a), quando se tem mais de um objeto em cena o sistema identifica todos eles e quando a sua certeza é superior a 50% ele os apresenta. No item (e) da figura 30 é possível verificar que o sistema identificou a caneta como “*pencil*” (lápiz em inglês), o que ocorre também com lapiseiras. O motivo é devido a uma limitação no banco de dados e também pela semelhança de forma entre uma caneta e um lápis.

4.2 RESULTADOS DA TRADUÇÃO DA IDENTIFICAÇÃO DE OBJETOS PARA DEFINIÇÃO DE POSTURA

Após a identificação, foi feita a tradução de cada objeto para a postura que a prótese deve assumir para agarrar o objeto alvo. A figura 30 representa a definição de postura feita pelo sistema.

Figura 28 - Tripod (a), Esfera (b), Cilindro (c), Cilindro (d), Tripod (e), Cilindro (f)

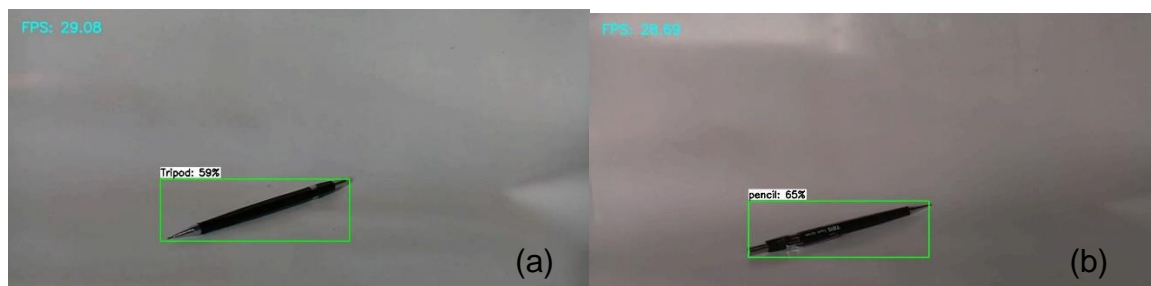


Fonte: elaborada pelo autor

Foram realizados testes com objetos individuais e opacos para verificar a definição de posturas. Nestes testes todas as definições de posturas estavam corretas

para adequadamente agarrar os objeto-alvos. Como a precisão da identificação de objetos não possui resultados de certeza mais altos, a definição de postura carrega isso, mas, apesar disso, as posturas definidas acabam sendo mais assertivas já que para a definição de postura não faz diferença ser uma caneta ou um lápis.

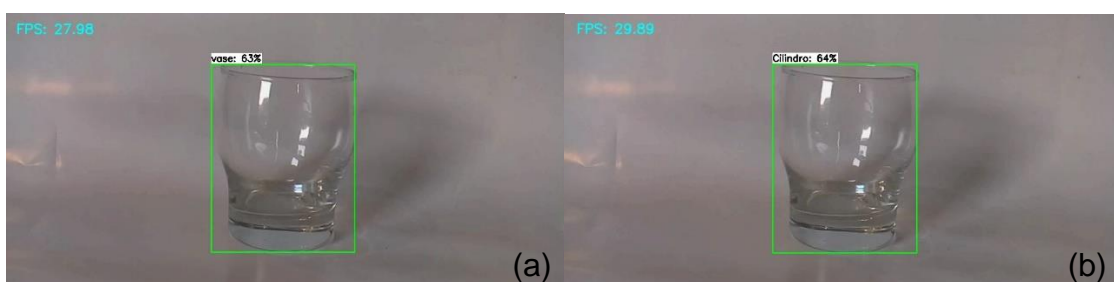
Figura 29 – Identificando lapiseira como lápis (a), Definição de postura para agarre de lapiseira (b).



Fonte: elaborada pelo autor

Foram realizados também testes com objetos transparentes. Foi possível observar erros decorrentes da dificuldade do sistema em entender a escala do objeto em cena, no entanto a definição de postura se manteve adequada, já que o sistema conseguia entender a forma básica do sistema. A certeza era inferior quando comparada a objetos opacos. A figura 32 apresenta a visão computacional de identificação de objetos transparentes e definição de postura para o mesmo.

Figura 30 – (a) objeto transparente, (b) definição de postura

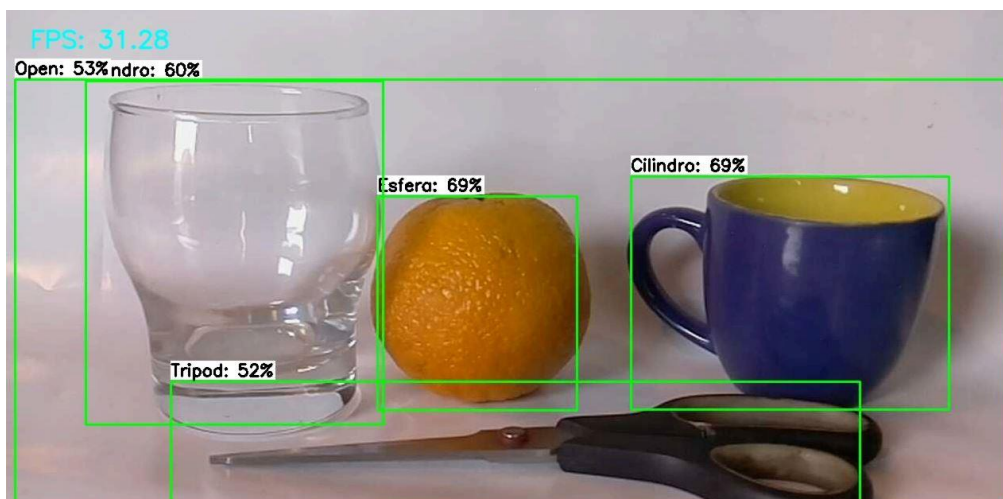


Fonte: elaborada pelo autor

No caso dos testes realizados com mais de um objeto em cena, foi possível perceber que o sistema não consegue definir com certeza qual postura tomar. Para aumentar a certeza seria necessário mais treinamento com mais objetos. Além disso, foi observada a dificuldade do sistema em identificar qual objeto é o objeto-alvo, pois selecionar o mais centralizado ou o objeto com maior certeza de identificação nem sempre é a opção correta. Para solucionar este problema será necessário o

desenvolvimento e treinamento de um segunda AI com o objetivo de analisar o contexto de interação da prótese com os objetos. A Figura 33 apresenta a visão do sistema com mais de um objeto em cena.

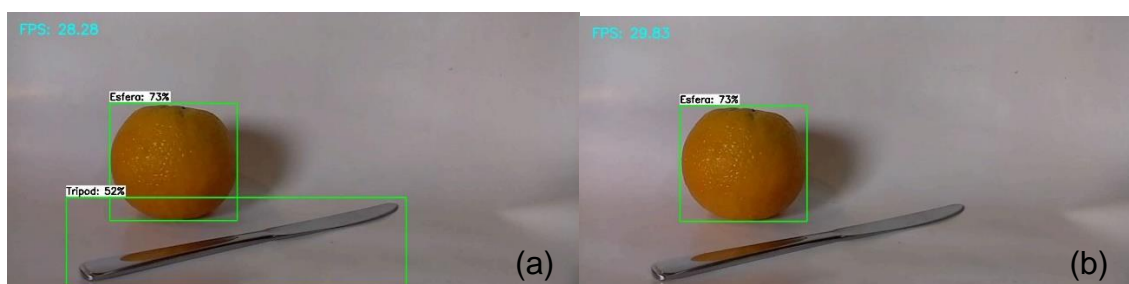
Figura 31 - Representação da visão computacional com mais de um objeto em cena.



Fonte: elaborada pelo autor

Foi estudada a possibilidade de limitar a quantidade de objetos identificados ou a área de identificação, mas sem a implementação de um sistema capaz de identificar a distância e a escala dos objetos em cena, assim como o contexto no qual ele se encontra, não é possível identificar qual é o objeto-alvo. A figura 34 apresenta a comparação do sistema identificando todos os objetos ou apenas um.

Figura 32 - (a) identificando todos objetos, (b) limitando o número de objetos identificados.



Fonte: elaborada pelo autor

Ao todo, neste estudo foram registrados 55 frames de definição de postura, onde todos se apresentaram corretos para adequadamente segurar os objetos-alvos. Com os testes executados, foi possível analisar e validar os objetivos alcançados no desenvolvimento do projeto.

4.3 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Os resultados obtidos mostram a capacidade de implementação de um sistema de visão computacional para a definição de posturas a serem tomadas por uma prótese de membro superior para a interação com objetos do dia a dia. A integração do sistema de visão computacional e inteligência artificial com o protótipo de prótese foi executada de forma satisfatória, mesmo que a certeza obtida no sistema de visão computacional não tenha tido valores altos e que em alguns casos houve erros proporcionados pela cena utilizada. Por não existir referência de escala, o sistema tem a limitação de interação com objetos que possuam formas semelhantes aos objetos do banco de dados, mas de tamanhos muito diferentes, como por exemplo um celular na horizontal e uma televisão, ou uma bola de futebol e uma bola de gude, o que não gera um erro, o sistema apenas não reconhece o objeto por não ter sido treinado para isso. Em alguns momentos, devido a limitações do banco de dados, o sistema também não sabia a diferença entre um lápis e uma caneta ou lapiseira. Possivelmente estes problemas podem ser resolvidos com um sistema que utilize câmeras estéreo proporcionando visão 3D do ambiente, bem como maior treinamento do banco de dados.

5 CONCLUSÃO

O estudo realizado neste trabalho apresentou as limitações da funcionalidade proporcionada pelas próteses oferecidas comercialmente para interagir com objetos no cotidiano. Em vista do desenvolvimento de inteligências artificiais e o acesso à tecnologia, o presente estudo propõe que integrar uma inteligência artificial com tecnologias de visão computacional pode permitir que a interação do paciente amputado com objetos se torne mais instintiva.

O processamento de imagens e a visão computacional já vêm sendo utilizados na solução de diversos problemas, como o processamento de exames de imagem na área da saúde e usos industriais e recreativos. Da mesma forma, o avanço das tecnologias de impressão 3D e os materiais utilizados nessas impressões facilitam o acesso e o estudo de próteses que antes estariam mais restritos. As plataformas de programação open-source, como a Arduíno, Raspberry e Open-CV, também contribuem para facilitar o acesso e o desenvolvimento de processos tecnológicos.

A integração das tecnologias e técnicas apresentadas tornaram o desenvolvimento do projeto em uma janela de tempo viável, assim como os custos necessários para a aquisição dos componentes.

Os objetivos de criar uma inteligência artificial capaz de identificar objetos, definir qual postura a prótese deve assumir para adequadamente segurar o objeto-alvo e controlar a mesma prótese para que ela assuma a postura definida e fique pronta para receber o comando externo para se fechar foram atingidos de forma satisfatória neste projeto. Nos resultados obtidos, as definições de posturas estavam corretas para adequadamente agarrar os objeto-alvos todas as vezes. O controle para o fechamento da prótese para o agarre, que é dado por um comando externo, não foi explorado nesta dissertação. Esta integração pode ser feita com o comando de sinais mioelétricos. A figura 35 representa, apenas para ilustração, a interação da prótese com o objeto-alvo, no caso uma xícara que necessita da postura cilindro.

Figura 33 - Representação ilustrativa do protótipo de prótese segurando o objeto alvo.



Fonte: elaborada pelo autor

Concluiu-se também que o sistema desenvolvido não possui a capacidade de diferenciar escalas, como uma laranja de uma bola de gude, mas em ambos os casos os interpreta como esfera. Com treinamento mais extensivo e um banco de dados mais rico, possivelmente a identificação de objetos seria mais precisa. E também, com mais posturas pré-definidas ou uma AI específica para aprender a interagir com objetos e não apenas assumir as posturas, a interação pode ser ainda mais instintiva.

O desenvolvimento do projeto trouxe grande entendimento das possibilidades do uso de visão computacional e inteligência artificial no desenvolvimento de próteses inteligentes.

5.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Sugere-se para trabalhos futuros:

- a) Uso de um sistema com câmera estéreo, duas câmeras capazes de gerar uma interpretação de visão 3D, para que o sistema possa interpretar o que é um objeto distante da prótese ou mais próximo, assim como o tamanho e escala do objeto.
- b) Implementação de uma inteligência artificial capaz de controlar os servos motores dinamicamente de acordo com o objeto-alvo, não gerando posturas pré-definidas. Utilizando um sistema capaz de identificar a forma e treinado com a interação da prótese com o objeto-alvo.

REFERÊNCIAS

MIYAZAKI, Caio. Redes Neurais convolucionais para aprendizagem e reconhecimento 3D – 2017

ALVES, Ednaldo; MELLO, Gabriel; IMENES, Matheus. Prótese mioelétrica para membro superior, 2016.

BENNETT, Daniel; DALLEY, Skyler; TRUEX, Don; DOLDFARB, Michael. A Multigrasp Hand Prosthesis for Providing Precision and Conformal Grasps, 2015.

GUO, Tianmei; DONG, Jiwen; LI, Henjian; GAO Yunxing. Simple Convolutional Neural Network on Image Classification, 2017.

JOHNSTONE, Ainslie. The amazing phenomenon of muscle memory - Oxford University, 2017.

CLEMENT, Rhys; OLIVER, Chris. Bionic prosthetic hands: A review of present technology and future aspirations.(2011)

NISHAD, ;CHEZIAN. Various colour spaces and colour space conversion algorithms, 2013.

KRZHEVSKY, Alex; SUTSKEVER, Ilya; HINTON, Geoffrey. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, 2012.

COSTA, Iara; COSTA, Jaciara; ROCHA, Maria Eduarda; SOUSA, Hairton;

RODRIGUES, Erick; CONCEIÇÃO, Vanessa; ARAUJO, Francisco. Prótese eletrônica feita em impressora 3D e controlada por sinais mioelétricos, 2016.

STARR, Michelle. This Robotic Arm Inspired by Luke Skywalker Has Allowed an Amputee to Feel Again. Disponível em: <https://www.sciencealert.com/a-luke-skywalker-inspired-mind-controlled-robotic-arm-allows-its-wearer-to-feel>

GAMBOGI, Jarbas. Aplicação de redes neurais na tomada de decisões no mercado de ações, 2013.

GOODFELLOW, Ian; BENGIO, Yoshua; COURVILLE, Aaron. Capítulo 43 - Camadas de Pooling em Redes Neurais Convolucionais - Deep Learning Book, 2016.

GALLON, Lucas; Sistema de visão computacional para classificação de pedras naturais através de vídeo em tempo real, 2013.

OTTOBOK, <https://www.ottobock.com.br/>. 2019.

RAMALHO, Nicholas; Projeto de uma prótese mioelétrica de baixo custo manufaturada via impressão 3D, 2018.

ATIVO, <https://www.ativo.com/corrida-de-rua/papo-de-corrida/protese-paratleta-brasil-luxo/>. 2017.

TENSORFLOW, <https://www.tensorflow.org/>. 2020

ANEXO

Quadro 2 - Especificações da Câmera Raspberry Pi 2

| Característica | Especificação |
|-----------------------|----------------------|
| Captura de vídeo | 1280 x 720 pixels |
| Resolução | 8.0 megapixels |
| Dimensões | 25 x 20 x 9mm |
| Conectividade | CSI |

Fonte: < <https://www.filipeflop.com/produto/camera-raspberry-pi-v2-8mp/> >

Quadro 3 - Principais características Raspberry Pi 3 B+

| Característica | Especificação |
|--------------------------|----------------------------------------------------------|
| Processador | Broadcom BCM2837B0 64bits ARM Cortex-A53 Quad-Core |
| Tensão de operação | 5V- 3A |
| Portas USB 2.0 | 4 |
| Interface para câmera | CSI |
| GPIO | 40 |
| Bluetooth | 4.2 BLE integrado |
| Adaptador Wifi | 2.4GHz |
| Slot para cartão microSD | 1 |
| RAM | 1GB |
| EEPROM | 512bytes |
| Velocidade do clock | 1.4 GHz |
| Dimensões | 85 mm x 56 mm x 17 mm |

Fonte: < <https://www.filipeflop.com/produto/raspberry-pi-3-model-b/> >

APENDICE A

Frames registrados da visão computacional para definição de postura da prótese.

