

Desenvolvimento de um Protótipo de Robô Paralelo tipo Delta para Aplicações “Pick And Place” com Visão Computacional

Gabrielle Profeta Rodrigues Nicolini

Instituto Federal de Ciência e Tecnologia (IFSP), Cubatão, SP, Brasil

Luiz Henrique Nascimento da Silva

Instituto Federal de Ciência e Tecnologia (IFSP), Cubatão, SP, Brasil

Walter Augusto Varella

Instituto Federal de Ciência e Tecnologia (IFSP), Cubatão, SP, Brasil

RESUMO

O projeto tem como objetivo principal desenvolver um protótipo de robô paralelo do tipo Delta para aplicações de "*pick and place*" (pegar e posicionar) com o suporte da visão computacional. Esta iniciativa responde à crescente demanda por automação de tarefas de manipulação de objetos em diversos setores industriais, visando aprimorar a eficiência e precisão das operações. O robô paralelo tipo delta foi selecionado devido às suas características de alta velocidade, precisão e flexibilidade, tornando-o ideal para tarefas de pegar e posicionar. A integração da visão computacional permitirá que o robô identifique objetos, calcule suas posições e execute movimentos precisos de acordo com as necessidades da tarefa. O projeto abrange várias fases, incluindo o design mecânico e cinemático do robô, a seleção e incorporação de sensores de visão computacional, o desenvolvimento de algoritmos de processamento de imagem e controle e a construção prática do protótipo. Aspectos de segurança e ergonomia serão considerados ao longo de todo o processo.

Palavras-chaves: visão computacional; robô paralelo Delta.

ABSTRACT

The main objective of the project is to develop a prototype of a Delta-type parallel robot for "pick and place" applications with the support of computer vision. This initiative responds to the growing demand for automation of object manipulation tasks in various industrial sectors, aiming to enhance operational efficiency and precision. The Delta-type parallel robot was chosen due to its characteristics of high speed, accuracy, and flexibility, making it ideal for pick and place tasks. The integration of computer vision will enable the robot to identify objects, calculate their positions, and execute precise movements according to task requirements. The project encompasses several phases, including the mechanical and kinematic design of the robot, the selection and incorporation of computer vision sensors, the development of image processing and control algorithms, and the practical construction of the prototype. Safety and ergonomic aspects will be considered throughout the entire process.

Keywords: Computer vision; Delta parallel robot.

1. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento de robôs paralelos tipo Delta para aplicações de "*pick and place*" com visão computacional é uma área de pesquisa em constante evolução. Esses sistemas robóticos têm se mostrado eficazes em tarefas de manipulação de objetos em indústrias como a automobilística, eletrônica e alimentícia (Merlet, 2006).

A integração da visão computacional é uma área de pesquisa que tem ganhado destaque recentemente, apresentando técnicas avançadas para processamento de imagens e visão por computador, que podem ser aplicadas para melhorar a percepção e tomada de decisão dos robôs paralelos tipo Delta (Szeliski, 2010).

Os robôs Delta encontram aplicação em diversas áreas, onde a necessidade de sistemas autônomos capazes de manipular objetos com precisão é fundamental. Algumas dessas áreas incluem a Indústria Automobilística, onde Robôs Delta são utilizados para montagem de peças e componentes automotivos, como parafusar, soldar e montar peças com alta precisão (Angeles, 1997).

Na Indústria Alimentícia os Robôs Delta são usados para embalagem, paletização e manipulação de alimentos, garantindo a higiene e a precisão necessárias na produção de alimentos. E na Indústria Farmacêutica eles desempenham um papel vital na montagem de dispositivos médicos e na manipulação de produtos farmacêuticos com alta precisão (Angeles, 1997).

Com base na revisão da literatura este trabalho tem como proposta o desenvolvimento de um protótipo de robô paralelo tipo Delta para aplicações "*pick and place*" com visão computacional.

1.1 OBJETIVOS

Serão apresentados a seguir os objetivos do trabalho, que explicam quais são os propósitos que serão atingidos pelo projeto.

1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver um protótipo funcional de um robô delta para aplicações "*Pick and Place*" utilizando visão computacional.

1.1.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos para o desenvolvimento do protótipo do robô delta estão listados a seguir:

1. Desenvolver a estrutura mecânica do robô Paralelo delta.
2. Implantar no protótipo visão computacional, com o desenvolvimento de algoritmos de processamento de imagem para identificação de objetos verdes ou amarelos, posicionamento e orientação.
3. Otimizar os algoritmos e parâmetros do sistema de visão computacional para melhorar a detecção verde ou amarelo e manipulação de objetos.
4. Realizar testes de desempenho do protótipo, avaliando a precisão, velocidade e eficácia das operações de "*Pick and Place*".

2. REVISÃO DA LITERATURA

Os robôs de arquitetura paralela são mecanismos de cadeia cinemática fechada no qual o efetuador final está ligado à base por diversas cadeias cinemáticas independentes, que atuam de forma cooperada (Merlet, 2006).

Esses robôs são capazes de executar tarefas complexas de manipulação e inspeção, com alta precisão e velocidade pois possui excelente desempenho na operação pegar-e-posicionar, amplamente utilizada em diversos setores da indústria (Finotti, 2008).

A arquitetura tipo Delta, é composta por três cadeias cinemáticas fechadas e idênticas. Essas cadeias cinemáticas são compostas por juntas, que podem ser estruturadas de diferentes formas (Junior e Ramirez, 2019).

Por meio de algoritmos avançados, robôs Delta com visão computacional capturam imagens de alta resolução e as processam para realizar uma análise detalhada (Merlet, 2006). Isso permite a detecção rápida e precisa de qualquer imperfeição ou característica indesejada. A tecnologia de visão computacional desempenha um papel fundamental nesse processo de automação.

A aplicação "*Pick and Place*" é fundamental para automação de processos de montagem e fabricação em várias indústrias. Ela melhora a eficiência, reduz custos de mão de obra, aumenta a qualidade dos produtos, permite flexibilidade na produção, lida com ambientes hostis, garante precisão no posicionamento e libera recursos humanos para tarefas de maior valor (Lazzari, Oliveira, e Paixão, 2012).

A visão computacional possui como principal característica a identificação e/ou detecção de imagens, por meio de softwares e hardwares altamente tecnológicos, podendo ser aplicado em áreas como o desenvolvimento de veículos autônomos, controle de segurança, indústria, saúde, agricultura entre outros (Tafner, 1996)

2.1 ROBÔS DE ARQUITETURAS DELTA

A robótica paralela tipo delta envolve robôs com braços paralelos conectados a uma plataforma móvel. São reconhecidos pela alta precisão e velocidade em tarefas de posicionamento. Atuadores controlam os movimentos, permitindo aplicações em montagem de eletrônicos, embalagem e cirurgia de alta precisão.

No robô de arquitetura paralela os membros (elos) e as articulações estão organizados de forma que várias articulações estão conectadas em paralelo, ou seja, múltiplas articulações são ligadas diretamente a um ponto central, em vez de serem ligadas sequencialmente como em um robô serial (Merlet, 2006).

Os robôs de arquitetura paralela são frequentemente usados em aplicações onde a precisão, estabilidade e capacidade de carga são críticas, como na indústria aeroespacial, medicina (por exemplo, cirurgia robótica) e simulação de movimento para treinamento de pilotos. Na figura 1 é possível analisar a estrutura de um robô paralelo.

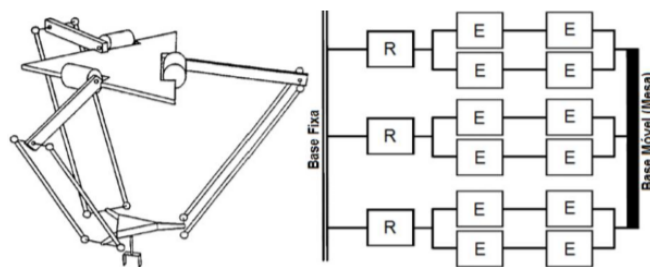
Figura 1 - Robô Arquitetura Paralela



Fonte: (Tartari, 2006).

Cada braço do robô Delta é acionado por um conjunto de atuadores que trabalham em paralelo. Isso significa que todos os atuadores operam juntos para controlar o movimento dos braços, o que resulta em movimentos rápidos e precisos. É possível observar essa estrutura do robô na figura 2.

Figura 2 - Robô Paralelo Delta



Fonte: (Finotti, 2008).

2.2 VISÃO COMPUTACIONAL

A visão computacional é uma área da ciência da computação que se concentra no desenvolvimento de técnicas e algoritmos para permitir que os computadores "enxerguem" e interpretem imagens ou vídeos do mundo real (Rudek, 2001).

Além desses aspectos fundamentais, há várias outras considerações importantes em sistemas de visão, como a escolha adequada da câmera, iluminação apropriada, a resolução desejada para as imagens e o treinamento do sistema de visão. Esses fatores desempenham um papel vital no funcionamento eficaz do sistema de visão.

No artigo "Classificação de Resíduos Sólidos via Rede Neural e Aprendizado de Máquina com Plataforma Edge Impulse" (Dominguez *et al* 2023) foi explorada a criação de um classificador de resíduos sólidos. Utilizando redes neurais artificiais, todo o estudo e desenvolvimento foram conduzidos por meio da plataforma gratuita Edge Impulse, destacando a versatilidade e a aplicabilidade dessa ferramenta nesse contexto específico.

Outro exemplo relevante é apresentado no artigo "Construção de uma Rede Neural para Classificação de Qualidade de Limões em um Sistema Embarcado" (Santos e Varella, 2023) . Mais uma vez, o processo de desenvolvimento e avaliação da rede neural foi conduzido utilizando a plataforma Edge Impulse, destacando sua utilidade na implementação de sistemas de visão computacional em dispositivos microcontrolados.

Esses exemplos ilustram como a plataforma Edge Impulse tem sido adotada com sucesso para o desenvolvimento de soluções de visão computacional, permitindo a criação de modelos de redes neurais e sua integração em sistemas embarcados para tarefas específicas.

2.3 APLICAÇÕES "PICK AND PLACE"

A expressão "*pick and place*" se refere a uma operação automatizada realizada por máquinas, robôs ou sistemas de automação. Nesse processo, um dispositivo, como um braço robótico, é usado para "pegar" um objeto de uma localização específica e, em seguida, "colocá-lo" em outra posição desejada (Finotti, 2008).

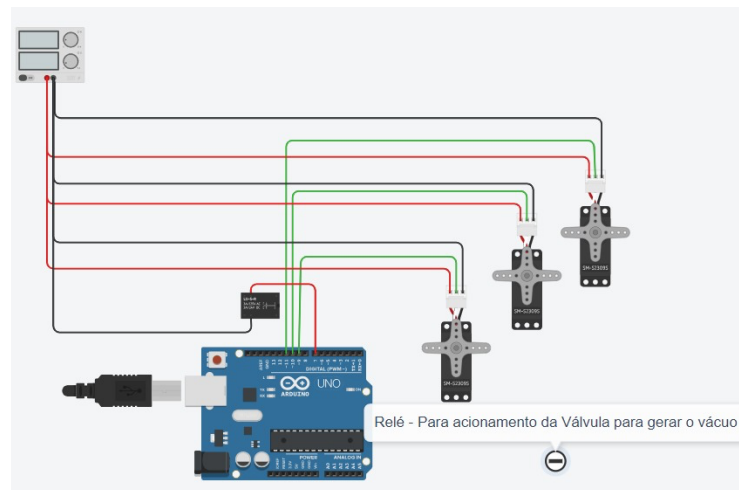
O "*pick and place*" é um componente fundamental de muitos sistemas de automação e robótica, permitindo a manipulação de objetos em processos industriais de forma rápida e precisa. Desempenham um papel de suma importância na automação industrial e são amplamente utilizadas em diversos setores da indústria (Finotti, 2008).

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Para a construção de um robô delta basicamente precisa-se de três motores, três drivers, três fontes de alimentação, um Arduino e uma estrutura mecânica

funcional a qual permite a mobilidade e a realização dos movimentos. O projeto elétrico apresentado na figura 3 envolve o desenho do circuito elétrico e a placa de circuito impresso para controlar o robô de arquitetura delta.

Figura 3 - Protótipo Projeto Elétrico



Fonte: Os Autores (2023).

3.1 MATERIAIS UTILIZADOS

Neste tópico são apresentados materiais utilizados, a metodologia e o custo do projeto desenvolvimento de um protótipo de Robô Paralelo tipo Delta para aplicações “Pick And Place” com visão computacional.

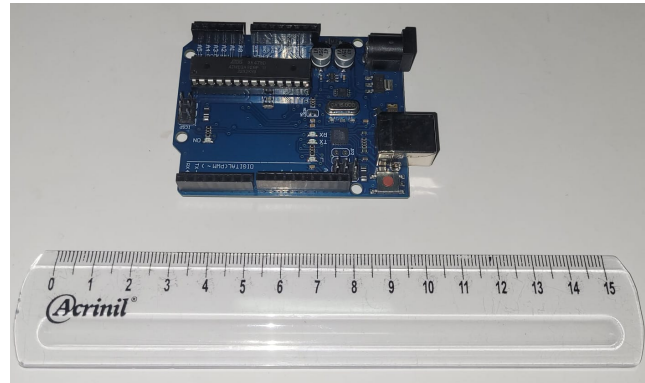
3.1.1 Microcontrolador – Arduino Uno

Um microcontrolador é um sistema microprocessado encapsulado em um único chip (circuito integrado), com memórias, clock e periféricos mais limitados que um computador (TAVARES e GOMES, 2013). O microcontrolador escolhido para usar no projeto foi o Arduino Uno, mostrado na figura 4.

O Arduino consiste, por definição, em um microcontrolador de placa única e um conjunto de software para programá-lo. O hardware é composto de um processador Atmel AVR, um cristal oscilador e um regulador linear de 5 volts. A placa expõe os

pinos de entrada e saída em um encaixe padrão para que se possam conectar circuitos externos que agregam novas funcionalidades (TAVARES e GOMES, 2013).

Figura 4 -Arduíno UNO



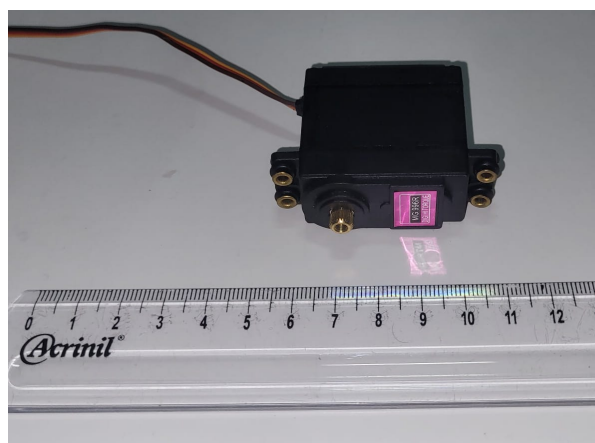
Fonte: Os Autores (2023).

3.1.2 Motor de passo

Motores de passo são variantes de motores elétricos DC sem escova que subdividem uma rotação completa em um conjunto fixo de passos igualmente espaçados. Eles são capazes de receber comandos para se movimentar e manter sua posição sem depender de feedback de sensores, o que é conhecido como controle em malha aberta (Liptak, 2005).

Para a construção do protótipo do robô delta foram utilizados três motores de passo como o modelo mostrado na figura 5. Eles pesam 55 gramas cada, possuem um torque de partida de 9,4 kg/cm, uma faixa de tensão operacional de 4,8 a 6,6 volts e o comprimento do fio do servo é de 32 centímetros.

Figura 5 - Motor de Passo.



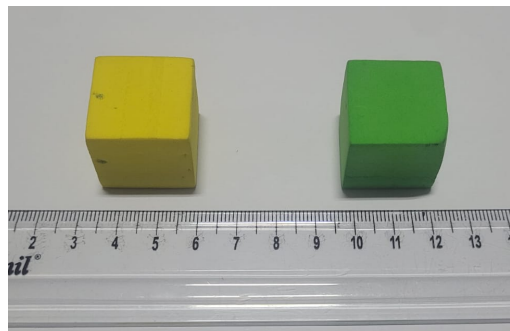
Fonte: Os Autores (2023).

3.1.3 Edge Impulse

O Edge Impulse foi escolhido para ser usado no projeto pois possui o grande diferencial da possibilidade de desenvolver aplicações de forma bastante didática, viáveis em aplicações com diferentes placas microcontroladoras no mercado e a aplicação pode ser testada utilizando o próprio computador pessoal ou smartphone, através da geração de um QR Code que direciona a aplicação direta em uma página da web.

Os itens empregados para o treinamento do software de visão computacional consistem em blocos sólidos de madeira, pintados nas tonalidades de verde e amarelo. Cada um desses blocos possui dimensões de 2x2x2 centímetros, como mostrado na figura 6.

Figura 6 - Blocos utilizados para treinamento no Edge Impulse.



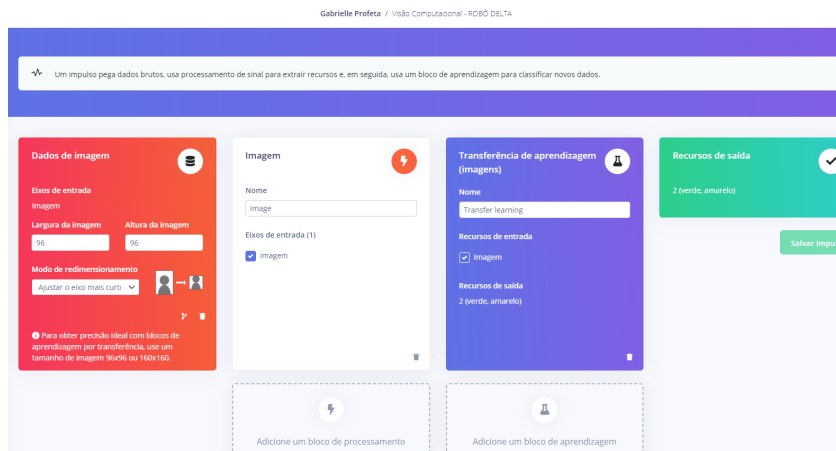
Fonte: Os Autores (2023).

No contexto do Edge Impulse, um "impulso" é uma sequência de etapas que processa dados brutos, extrai características relevantes por meio de processamento de sinal e, em seguida, aplica um bloco de aprendizado para classificar ou fazer previsões com base nos dados.

A página para criação de impulso na plataforma é mostrada na figura 7, com dados da imagem, como largura e altura da imagem (96x96 cm), bloco de processamento, bloco de aprendizagem e recursos de saída (verde e amarelo).

Essa sequência de etapas envolve a aquisição de dados brutos como acelerômetros, microfones, câmeras, entre outros sensores. Os dados brutos são processados para extrair características relevantes, incluindo filtragem, normalização ou redução de dimensionalidade. Posteriormente, são extraídos recursos significativos dos dados, como padrões específicos, atributos estatísticos ou frequências relevantes.

Figura 71 - Blocos e Impulso do Edge Impulse.



Fonte: Os Autores (2023).

A primeira versão do algoritmo foi desenvolvida com 16 neurônios, a quantidade estabelecida como padrão pela plataforma, juntamente com 20 ciclos de treinamento, também definidos como padrão, com uma quantidade de 259 imagens compiladas. No entanto, a precisão da rede nos valores-padrão resultou em uma acurácia baixa, com uma taxa de precisão menor que 90%.

A Figura 8 mostra como as amostras estão distribuídas em cada categoria, enquanto a Figura 9 exibe os resultados da rede neural artificial após o treinamento usando as configurações padrão.

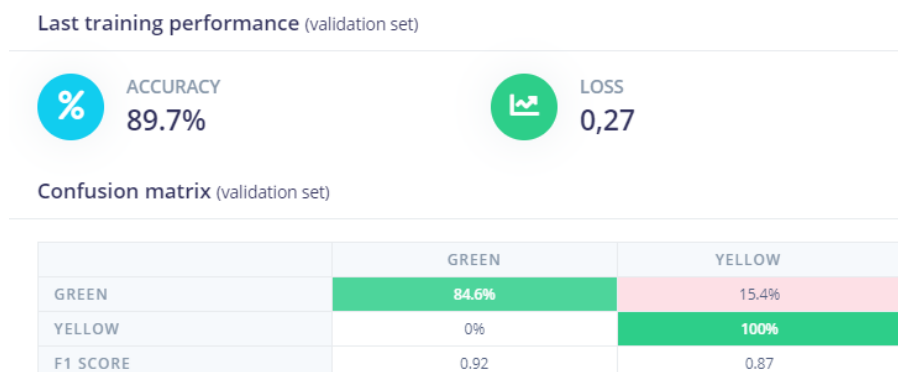
Para melhorar a precisão da rede neural artificial, houve um aumento no número de ciclos de treinamento de 20 para 22 e na quantidade de neurônios de 16 para 32. Além disso, a entrada de imagens foi modificada para um total de 541. Essa alteração resultou em um melhor desempenho, com mais de 95% de precisão, como evidenciado nas Figuras 10 e 11.

Figura 8 - Visualização gráfica da quantidade de dados para cada categoria.



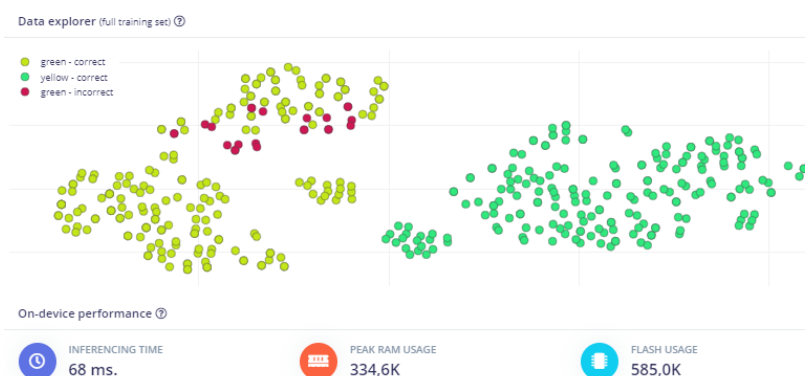
Fonte: Os Autores (2023).

Figura 9 - Resultados após o treinamento da primeira rede.



Fonte: Os Autores (2023).

Figura 10 - Visualização gráfica da quantidade de dados, após mudanças.



Fonte: Os Autores (2023)

Figura 11 - Resultados após o segundo treinamento da rede.



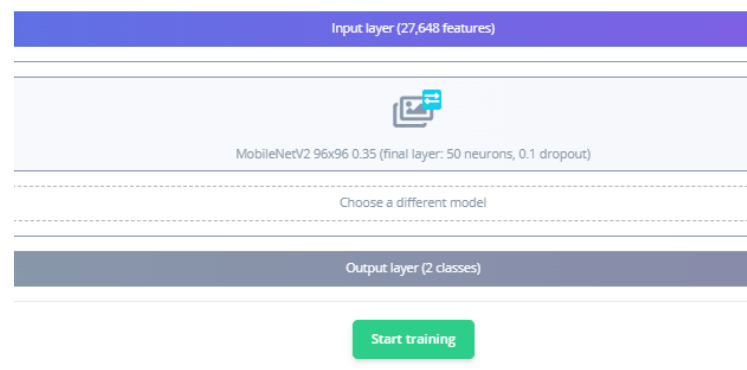
Fonte: Os Autores (2023).

Apesar de uma melhoria geral nos resultados em comparação com a primeira versão, a cor ainda continua apresentando valor para “incorreto” de quase 10%. Em resposta a essa questão, uma nova versão foi desenvolvida, agora com 50 neurônios,

22 épocas de treinamento e uma taxa de aprendizado da RNA de 0,0002, conforme mostrado nas Figuras 12 e 13.

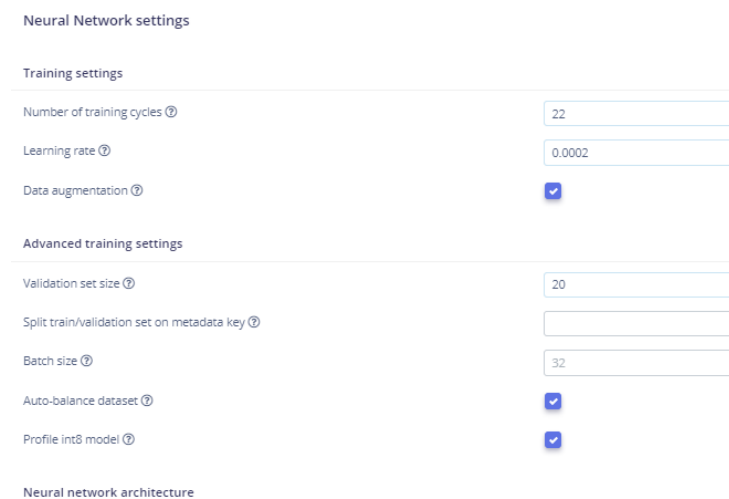
Essas configurações foram identificadas como aquelas que proporcionaram os melhores resultados, sendo escolhidas como a solução ideal para este trabalho. Os resultados dessa configuração final são apresentados nas Figuras 14 e 15.

Figura 12 - Arquitetura e parâmetros da rede.



Fonte: Os Autores (2023).

Figura 13 - Nova configuração de treinamento da rede.



O formulário "Neural Network settings" contém as seguintes configurações:

- Training settings**
 - Number of training cycles: 22
 - Learning rate: 0.0002
 - Data augmentation:
- Advanced training settings**
 - Validation set size: 20
 - Split train/validation set on metadata key: (campo vazio)
 - Batch size: 32
 - Auto-balance dataset:
 - Profile int8 model:
- Neural network architecture**

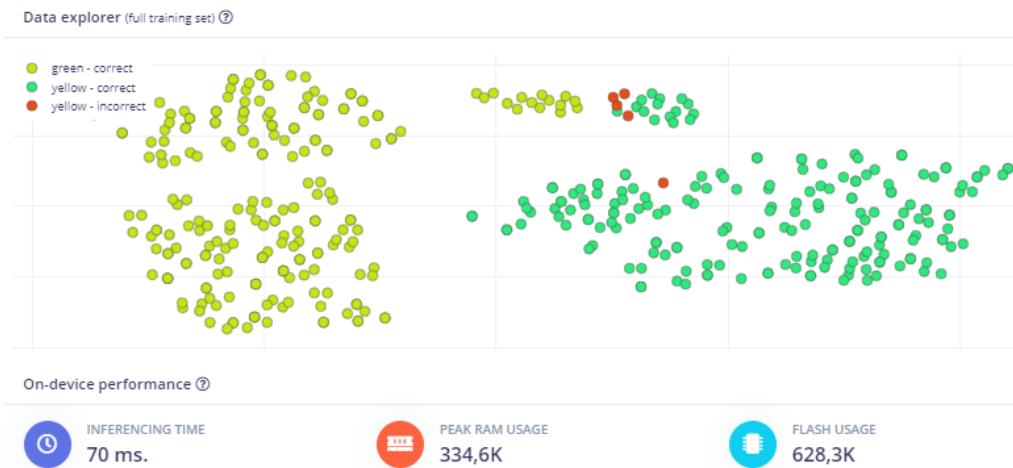
Fonte: Os Autores (2023).

Figura 14 - Resultados da rede utilizada.



Fonte: Os Autores (2023).

Figura 15 - Quantidade dos acertos da rede utilizada.



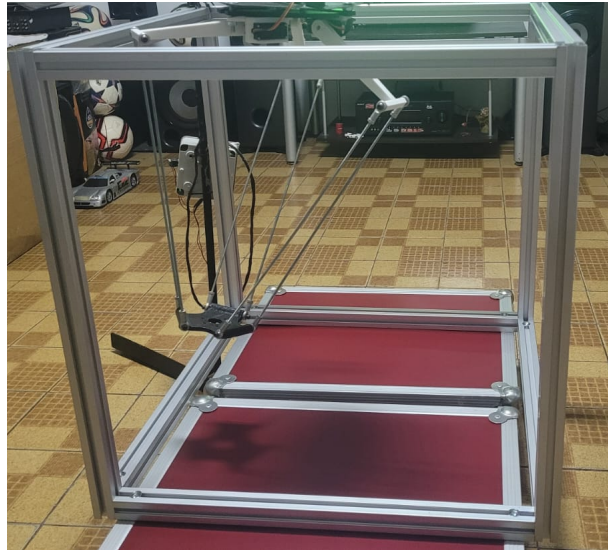
Fonte: Os Autores (2023).

3.2 PROJETO MECÂNICO

A arquitetura de um robô delta é caracterizada por sua estrutura de braços paralelos e um efetuador suspenso na extremidade desses braços. Geralmente, esses robôs possuem três ou mais braços que se estendem radialmente a partir de uma base fixa. Cada braço é articulado com juntas rotativas que permitem movimento em relação à base. Na ponta dos braços, o efetuador é responsável por realizar tarefas específicas, como pegar, posicionar ou montar objetos.

A estrutura inicial do protótipo foi construída com ferro e, após vários testes, foi adotada a estrutura mostrada na figura 16 feita de alumínio e com as dimensões de 60x60x50 centímetros.

Figura 16 - Estrutura final de alumínio.



Fonte: Os Autores (2023).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos e discussões do projeto.

4.1 RESULTADOS DA MONTAGEM MECÂNICA

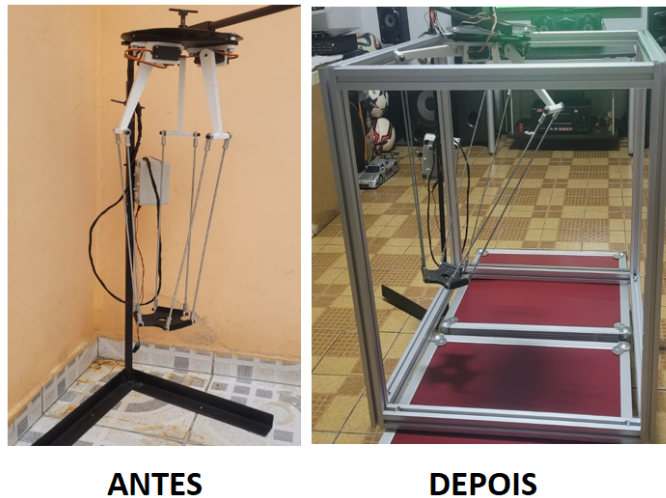
Ao longo da execução do projeto, nos deparamos com desafios que demandaram soluções criativas e ajustes substanciais. Uma das principais dificuldades encontradas envolveu os braços robóticos fabricados em impressão 3D a partir de PLA (ácido polilático).

Embora inicialmente tenham sido escolhidos por sua leveza e acessibilidade, esses braços demonstraram uma vulnerabilidade surpreendente ao calor. Sob temperaturas elevadas, o PLA tendeu a amolecer e entortar, comprometendo significativamente a funcionalidade do robô. Para contornar esse problema, foi necessária a substituição dos braços de PLA por uma alternativa mais resistente ao calor e durável, optamos pelo uso de barras roscadas em aço.

Outra dificuldade crítica que enfrentamos estava relacionada à estrutura geral do robô, que originalmente era construída principalmente de ferro. No entanto, o ferro, embora robusto, acabou tornando o robô excessivamente pesado.

Para solucionar esse problema, tomamos a decisão de substituir a estrutura de ferro por uma feita de alumínio. A escolha pelo alumínio se deu principalmente devido à sua característica leve, proporcionando não apenas redução significativa de peso, mas também mantendo a integridade estrutural necessária para suportar as demandas do projeto. A figura 17 apresenta o antes e o depois da estrutura do protótipo.

Figura 17 - Antes e depois da estrutura do robô.



Fonte: Os Autores (2023).

4.2 RESULTADOS DO DESENVOLVIMENTO DA REDE NEURAL

A primeira versão do algoritmo, com 16 neurônios e 20 ciclos de treinamento, usando 259 imagens, obteve uma precisão inferior a 90%. Aumentando para 22 ciclos, 32 neurônios e 541 imagens, a precisão melhorou para mais de 95%, mas ainda apresentou incorreções de aproximadamente 10% em relação às cores.

Uma nova versão, com 50 neurônios, 22 ciclos de treinamento e taxa de aprendizado de 0,0002, foi desenvolvida e considerada a solução ideal para este trabalho, resultando em melhorias significativas nos resultados, com as cores identificadas com maior precisão.

Esses ajustes demonstram que o desempenho da rede neural é sensível à quantidade de dados de treinamento e aos parâmetros configurados. A última versão do algoritmo, com os ajustes mencionados, alcançou resultados satisfatórios na identificação precisa de cores, representando uma solução viável para este projeto.

A integração entre o sistema de visão computacional e os resultados obtidos foi realizada através de um processo de treinamento de uma rede neural no Edge Impulse. Para validar o funcionamento do sistema, foram coletadas imagens dos blocos sólidos de madeira pintados em tons de verde e amarelo, cada um medindo 2x2x2 centímetros, conforme mostrado anteriormente na Figura 6.

Para demonstrar a eficácia do sistema, foram gerados resultados visuais que indicavam a distribuição dos dados em cada categoria (verde e amarelo), bem como os resultados da rede neural após o treinamento. Isso foi evidenciado nas Figuras 12 e 13, mostrando a evolução do desempenho da rede com os ajustes realizados.

A matriz de confusão no contexto do Edge Impulse, é uma ferramenta de avaliação comumente utilizada para medir o desempenho de modelos de aprendizado de máquina, especialmente em tarefas de classificação, comparando as classes verdadeiras com as classes previstas pelo modelo. A matriz de confusão do resultado da rede neural treinada pelo grupo é apresentada na tabela 1.

Tabela 1 – Matriz de Confusão: Resultado da Rede Neural.

	COR VERDE	COR AMARELO
COR VERDE	TP 100%	FN 0%
COR AMARELO	FP 4,9%	TN 95,1%
F1 SCORE	0,98	0,97

Fonte: Os Autores (2023).

Ela é dividida em quatro partes: verdadeiros positivos (TP), verdadeiros negativos (TN), falsos positivos (FP) e falsos negativos (FN). Cada célula da matriz representa a contagem ou a proporção de observações correspondente a essa combinação.

Sendo assim, podemos ler a tabela acima da seguinte forma, a classe "verde" foi prevista corretamente em 100% dos casos, a classe "amarelo" foi prevista corretamente em 95,1% dos casos, a classe "amarelo" foi erroneamente prevista como "verde" em 4,9% dos casos e a classe "verde" foi erroneamente prevista como "amarelo" em 0% dos casos.

Além disso, os valores do F1-score são métricas de desempenho do modelo para cada classe. O F1-score é uma medida da precisão do modelo, levando em conta tanto a precisão quanto o recall da classe em questão. Valores de F1-score mais

próximos de 1 indicam um bom desempenho do modelo para aquela classe específica.

O F1-score para a classe "verde" é de 0,98, indicando um bom equilíbrio entre precisão e recall para essa classe. E o F1-score para a classe "amarelo" é de 0,97, também indicando um bom equilíbrio entre precisão e recall para essa classe. Esses resultados sugerem que o modelo tem um bom desempenho para ambas as classes, com altas taxas de precisão e *recall*, de acordo com os valores da matriz de confusão e dos F1-scores apresentados.

O objetivo proposto era estabelecer uma conexão entre o sistema de visão computacional desenvolvido e o sistema de controle do robô Delta. Esta integração permitiria que o robô identificasse e manipulasse objetos com base nas informações visuais obtidas.

Infelizmente, durante os testes de integração, encontramos desafios técnicos que dificultaram a interligação entre os sistemas. As dificuldades surgiram na transmissão precisa e rápida das informações visuais do sistema de visão computacional para o sistema de controle do robô Delta.

Uma boa solução é integrar mais profundamente o sistema de visão computacional ao controle do robô Delta por meio de uma interface Bluetooth. Essa conexão sem fio permitirá uma comunicação em tempo real entre a detecção de cores e as ações do robô, melhorando sua precisão e eficiência em tarefas como *pick and place*.

5. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS

O projeto visa o desenvolvimento de um robô Delta com visão computacional para identificação de cores amarelas e verdes, com aplicação em tarefas de “*pick and place*”. Ao longo do trabalho, foram explorados diferentes aspectos que fundamentam a viabilidade desse sistema.

Ao concluir este projeto, é notável que avanços significativos foram alcançados em relação aos objetivos estabelecidos. A estrutura mecânica do robô Paralelo Delta foi desenvolvida conforme as especificações, fornecendo a base física necessária para as operações de *pick and place*.

Os testes de desempenho realizados demonstraram resultados satisfatórios em relação à estrutura mecânica do robô e às etapas de manipulação de objetos, considerando as capacidades disponíveis no protótipo. Os testes de movimentação do robô foram consistentes, como evidenciado no vídeo.

A rede neural passou por um treinamento bem-sucedido, culminando em resultados altamente satisfatórios na identificação precisa das cores. No entanto, enfrentamos dificuldades na integração entre o software de visão computacional e o sistema de controle do posicionamento do robô Delta.

Apesar dessa limitação, houve um trabalho considerável na otimização dos algoritmos e parâmetros do sistema de visão computacional, visando melhorar a detecção de cores e a manipulação de objetos. Ainda que não tenha sido concluída em sua totalidade, essa etapa contribuiu para uma compreensão mais aprofundada dos desafios envolvidos.

É importante ressaltar que, embora não tenha sido possível alcançar plenamente todos os objetivos delineados, esta pesquisa ofereceu insights valiosos, identificou desafios técnicos relevantes e delineou possíveis direções para futuros avanços na implementação de sistemas de visão computacional em robôs para manipulação de objetos específicos.

Perspectivas futuras deste projeto envolvem a integração mais estreita entre o modelo de visão computacional e o sistema de controle do robô Delta. Uma sugestão promissora seria estabelecer uma conexão por meio de uma interface via Bluetooth. Ao conectar o sistema de visão computacional com o controle do robô Delta por meio dessa tecnologia sem fio, seria possível criar uma comunicação em tempo real entre a detecção de cores e a execução das ações do robô.

REFERÊNCIAS

ANGELES, J. **Fundamentals Of Robotic Mechanical Systems: Theory, Methods And Algorithms**. 1997. 1ª edição. Editora Springer, ARDUINO. Disponível em: <https://www.arduino.cc/en/Guide/Introduction>. Acesso em: 15 mai. 2023.

DOMINGUEZ, G., BOVOLATO, G., VARELLA, W., JUNIOR, A., **Classificação de resíduos sólidos via rede neural e aprendizado de máquina com plataforma edge**

impulse. 2023. Instituto Federal de São Paulo, IFSP, São Paulo. Disponível em: www.labmax.org. Acesso em: 26 set. 2023.

FINOTTI, G. **Cálculo explícito dos torques dos atuadores de um robô paralelo plano empregando o método de Kane**. 2008. 199 f.. Dissertação (Mestrado em engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, USP, São Paulo. Disponível em: <https://openaccess.library.uitm.edu.my/Record/ndltd-IBICT-oai-teses.usp.br-tde-11092008-141036>. Acesso em: 21 mar. 2023.

JUNIOR, E., RAMIREZ, A. **Desenvolvimento de um Robô Delta para Fins Educacionais**. 2019. Universidade do Vale do Itajaí. Santa Catarina, Brasil. Disponível em: <https://periodicos.univali.br/index.php/acotb/article/view/14318> Acesso em: 22 out. 2022

LAZZARI, F. S., OLIVEIRA, H. R., & PAIXÃO, T. S. **Desenvolvimento De Um Robo Paralelo Tipo Delta Associado Com Uma Visão Computacional Para Aplicações Pick And Place**. 2012. p. 67. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Disponível em http://repositorio.roca.utfpr.edu.br/jspui/bitstream/1/929/1/CT_COMET_2012_1_02.pdf . Acesso em 15 ago. 2023.

LIPTAK, B. G. **Instrument Engineers' Handbook**. 2005. Fourth Edition, Volume Two: Process Control and Optimization. CRC Press. Liptak, B. G. Disponível em: <https://nivelco.com.ua/documents/technical%20publications%20docs/Instrument%20Engineers%20Handbook%2C%20Volume%202%20Process%20Control%20and%20Optimization%2C%20Fourth%20Edition%20%28Volume%202%29.pdf>. Acesso em: 15 mai. 2023.

MERLET, J. P. **Parallel Robots (Solid Mechanics and Its Applications)**. 2006. Netherlands: Springer. Disponível em: https://www.academia.edu/13803723/Parallel_Robots_Second_Edition. Acesso em 18 ago. 2022.

RUDEK, M. **Visão Computacional Aplicada a Sistemas Produtivos**. 2001. PUCPR, Curitiba. Disponível em: https://abepro.org.br/biblioteca/enegep2001_tr10_0917.pdf. Acesso em: 12 nov. 2022.

SANTOS, D., VARELLA, W., **Construção de uma rede neural para classificação de qualidade de limoes em um sistema embarcado.** 2023. Instituto Federal de São Paulo, IFSP, São Paulo. Disponível em: www.labmax.org. Acesso em: 26 set. 2023.

SZELISKI, R. **Computer Vision: algorithms and Applications.** 2010. London: Springer. 812 p. Disponível em: http://szeliski.org/Book/drafts/SzeliskiBook_20100903_draft.pdf. Acesso em: 17 ago. 2023

TAFNER, M A. **Redes neurais artificiais: introdução e princípios de neurocomputação.** 1996. 1. ed. Blumenau: Editora da Furb. Disponível em: <https://www.estantevirtual.com.br/livros/malcon-tafner-marcos-xerez-ilson-r-filho/rede-s-neurais-artificiais-introducao-e-principios-de-neurocomputacao/177296738>. Acesso em: 12 jul. 2023

TARTARI, S.C., **Modelagem e otimização de um robô de arquitetura paralela para aplicações industriais.** 2006. 227 f.. Dissertação (Mestrado em engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, USP, São Paulo. Disponível em: https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3152/tde-07122006-151723/publico/Dissertacao_de_Mestrado_Sylvio_Celso_Tartari_Filho.pdf. Acesso em: 09 jul. 2022.

TAVARES, L.A., GOMES, E.L.B., **Uma solução com Arduino para controlar e monitorar processos industriais.** 2013. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sul de Minas Gerais – Campus Pouso Alegre. 4 p. Disponível em: https://portal.ifsuldeminas.edu.br/images/acessoainformacao/Auditoria/documentos_relatorios_de_gest%C3%A3o/2016/Relatorio_anual_de_Gestao_de_2016_IFSULDEMINAS/Relatorio_de_Gestao_Exercicio_2016.pdf Acesso em: 24 nov. 2022.