

# Visão Computacional e Controle de Força em Garras Robóticas: Uma Abordagem Integrada

Amanda F. N. Martins<sup>1</sup>, Bruna H. Xavier<sup>1</sup>, Thiago B. Pereira<sup>1</sup>, Debora G. Moura<sup>1</sup>,  
Elisa de P. P. Marinho<sup>1</sup>, Thiago M. Paixão<sup>1</sup>, Richard J. M. G. Tello<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto Federal do Espírito Santo (IFES) - Campus Serra  
Av. dos Sabiás, 330 - Morada de Laranjeiras, Serra - ES - Brasil

{amandafrassonmartins, bruna1372019}@gmail.com,

thiago.pereira@estudante.ifes.edu.br,

{dgalavote, elisapiresmarinho}@gmail.com,

{thiago.paixao, richard}@ifes.edu.br

**Abstract.** *In the present work, a hardware/software system was developed that uses computer vision to recognize objects and adjust the gripping force of a robotic claw. The integration of the force sensor and computer vision enabled the creation of an adaptive gripping system. In a previous study, the gripping limits for objects such as a lemon, pen, and cup were recorded using an FSR402 sensor and the Arduino UNO R3 platform. Using a ResNet-18 neural network, the system was trained with images of the objects and achieved 100% accuracy in recognition. Specific commands were sent to the Arduino, controlling the claw's grip. This project contributes to advances in industrial robotics, rehabilitation, and assistive technologies.*

**Resumo.** *No presente trabalho foi desenvolvido um sistema hardware/software que utiliza visão computacional para reconhecer objetos e ajustar a força de preensão de uma garra robótica. A integração entre o sensor de força e a visão computacional permitiu criar um sistema adaptativo de preensão. Num estudo prévio, foram registrados os limites de preensão de objetos como limão, caneta e copo, usando um sensor FSR402 e a plataforma Arduino UNO R3. Usando uma rede neural ResNet-18, o sistema foi treinado com imagens dos objetos e obteve 100% de precisão no reconhecimento. Comandos específicos foram enviados ao Arduino, controlando a preensão da garra. Este projeto contribui para os avanços na robótica industrial, reabilitação e tecnologias assistivas.*

## 1. Introdução

A robótica é uma área de estudo interdisciplinar que se beneficia das engenharias mecânica, elétrica e eletrônica, da ciência da computação, das ciências cognitivas, da biologia e de muitas outras disciplinas [Niku 2013]. Desde os primeiros teleoperadores na década de 1940, o objetivo de desenvolver máquinas capazes de realizar tarefas repetitivas e, muitas vezes, perigosas foi amplamente alcançado. Desde esses tempos até os dias atuais, a robótica está cada vez mais próxima dos usuários, realizando tarefas muito específicas, e, com a ajuda da Inteligência Artificial, uma nova revolução de robôs estará ainda mais presente nas nossas vidas.

Neste trabalho, abordamos especificamente o tema da garra robótica e a força de preensão de objetos, um aspecto sensorial tátil necessário para a evolução da robótica. Segundo [Romano et al. 2011], um robô que opera no mundo real deve ser capaz de pegar, com rapidez e firmeza, uma grande variedade de objetos, sem deixá-los cair, e com delicadeza, sem esmagá-los.

A estabilidade de agarre é uma preocupação primordial no domínio da manipulação de robôs, onde pegar objetos de forma segura significa segurar sem escorregar ou quebrar [Huang et al. 2024]. A chave para estabelecer a força apropriada para uma pinça está no uso de sensores táteis. Esses sensores são fixados na garra, permitindo que esta registre informações cruciais sobre a força de contato entre a garra e os objetos com os quais interage. A percepção tátil é uma ferramenta essencial para os robôs compreenderem seu ambiente externo.

## 2. Materiais e Métodos

Para o desenvolvimento deste estudo, foram definidos três objetos: um copo plástico de 50 ml (com 5,2 cm de diâmetro e 4,4 cm de altura), uma caneta esferográfica (com 15 cm de comprimento) e um limão (com diâmetro variando entre 4,4 cm e 4,9 cm). Foi utilizada uma garra robótica metálica de 3 graus de liberdade, que suporta servomotores do modelo MG996R. O acionamento (abertura/fechamento) da garra é controlado através da plataforma microcontrolada Arduino UNO R3. Adicionalmente, uma câmera web (*webcam*) modelo W300 da HP (Hewlett-Packard) foi posicionada acima do objeto e voltada para o mesmo, com aproximadamente 45° de inclinação em relação ao eixo vertical (ver detalhes na Figura 1(a)). As especificações da câmera são as seguintes: full HD 1080p, 30 fps, 2 MP CMOS sensor e resolução máxima de imagens de 1920x1080.

Por outro lado, um sensor de força resistivo de 0,5"FSR402 foi utilizado. Entre as características mais importantes, destacam-se: resistência de  $1M\Omega$ , faixa de força de 100 g a 10 kg e faixa de pressão de 1,5 psi a 150 psi. Detalhes deste sensor podem ser encontrados no datasheet<sup>1</sup> e seu aspecto é mostrado na Figura 1(b). O procedimento de análise e testes foi dividido em 3 etapas: i) um estudo relacionado sobre a força e ângulo máximo de preensão dos objetos selecionados; ii) a obtenção da base de dados e o processo de treino; e iii) a validação do sistema.

## 3. Resultados e discussão

### 3.1. Estudo prévio da força de preensão dos objetos

Este estudo teve como objetivo testar a capacidade de força máxima captada pelo sensor FSR e analisar o comportamento do servomotor em função da rigidez de diferentes objetos. Apenas o servomotor que movimenta a pinça da garra robótica, com abertura máxima de 5,7 cm, foi utilizado. O sensor FSR, conectado em um divisor de tensão com um resistor de 10K ohms, foi ligado a um terminal analógico do Arduino UNO. Um potenciômetro, conectado a outro terminal, permitiu o controle do ângulo do servomotor e a identificação do ponto de agarre máximo dos objetos. Os valores analógicos que representavam a força e o ângulo foram registrados durante os testes, que envolveram objetos como limão, caneta, copo com e sem água.

---

<sup>1</sup>Datasheet do sensor de força resistivo FSR402 (<https://cdn.awsli.com.br/945/945993/arquivos/FSR402.pdf>)

Após excluir os valores nulos de força, foram calculadas a média e o desvio padrão dos ângulos do servomotor para cada objeto. Os resultados mostraram que o limão apresentou uma média de  $18,04^\circ$  e desvio padrão de  $5,2^\circ$ , a caneta teve uma média de  $72,5^\circ$  e desvio padrão de  $4,72^\circ$ , o copo sem água uma média de  $28,32^\circ$  e desvio padrão de  $8,76^\circ$ , e o copo com água uma média de  $32,68^\circ$  e desvio padrão de  $2,8^\circ$ . Com base nesses valores, o Arduino UNO foi programado para ajustar os ângulos correspondentes para cada objeto.

### 3.2. Processamento de imagens: Coleta das imagens e treinamento da base de dados

Um modelo de aprendizado de máquina foi desenvolvido para classificar os objetos da pesquisa, utilizando uma rede neural convolucional (CNN) baseada na arquitetura ResNet-18. Foram capturadas 160 imagens, 40 para cada classe: caneta, copo, limão e sem objeto. A cada classe foi associado um caractere ASCII como saída de classificação: “A” (caneta), “B” (copo), “C” (limão), “D” (sem objeto). As imagens, com resolução de  $1920 \times 1080$  pixels, foram obtidas em condições semelhantes, com pequenas variações de iluminação e posicionamento. O treinamento e teste do modelo foram feitos com a estratégia de K-Folds, dividindo os dados em 8 partes para garantir maior variabilidade e precisão na avaliação.

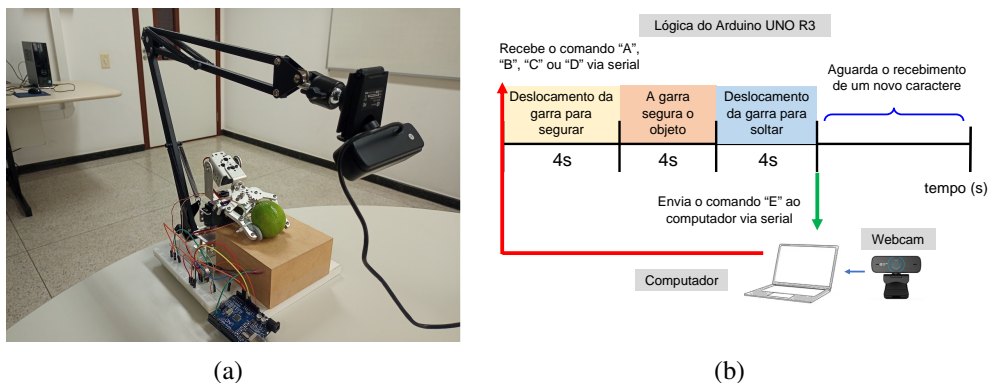
A ResNet-18 foi pré-treinada com o dataset ImageNet para lidar melhor com o conjunto de dados reduzido. As imagens foram redimensionadas para  $224 \times 224$  pixels e normalizadas com base no ImageNet. O treinamento foi realizado com um batch size de 8, regularização L2 de  $10^{-5}$ , e um learning rate cíclico. O modelo alcançou 100% de acurácia nos folds analisados, resultado atribuído à clara distinção entre os objetos e à baixa variabilidade do cenário.

### 3.3. Visão Computacional: Validação do Processamento

Como segunda parte, ocorreu a aplicação do modelo treinado na garra robótica. Para tornar possível a predição da classe de objetos em tempo real, foi utilizada a captura de vídeo por meio da *webcam* anexada a um computador.

Durante a execução do processo, *frames* foram continuamente capturados pela câmera. Cada *frame* é submetido a predições por meio da CNN já treinada, o que permite a conversão da imagem em probabilidades correspondentes aos objetos previamente definidos. Em caso de detecção de um objeto, e com nível de confiança superior a 95% - parâmetro que demonstrou melhor resultado em nossos testes - um comando ASCII correspondente à classe predita é enviado ao Arduino via porta serial a uma taxa de transmissão de 9600 *baud*. A Figura 1(a) ilustra o sistema completo funcionando em tempo real, enquanto a Figura 1(b) mostra a sequência temporal do protocolo desenvolvido.

Após o envio do caractere ASCII, o comando se traduz na alteração do ângulo do servomotor a partir da garra, visando a prensão do objeto identificado. Com o término da ação, é enviado um outro caractere, fazendo caminho contrário, ou seja, da plataforma Arduino para o computador (que contém o algoritmo preditor). Este caractere, convençãoado como “E”, indica a disponibilidade da garra para comunicação, permitindo ao preditor continuar a obtenção e detecção sob os *frames*.



**Figura 1. (a) Testes realizados em laboratório; (b) Sequência temporal do protocolo desenvolvido (sincronia Computador-Arduino).**

#### 4. Conclusões

Os experimentos realizados demonstraram a eficácia do algoritmo de visão computacional proposto e sua integração para o controle de uma garra robótica. O estudo prévio relacionado com o sensor de força FSR402 foi fundamental para determinar os ângulos e estudar o comportamento do sensor perante os diferentes objetos selecionados. Essa abordagem prévia permitiu os ajustes necessários para determinar a pressão aplicada, garantindo um manuseio seguro dos objetos. O envio do comando “E” como sinal de sincronização com o algoritmo de visão computacional foi essencial para manter a comunicação bidirecional entre os dispositivos (computador-Arduino) durante os testes. Além disso, a robustez do algoritmo frente a variações de iluminação e características dos objetos mostrou a viabilidade da solução proposta em cenários diversos. A abordagem desenvolvida, com foco em sensoriamento tátil e controle, mostra-se promissora para aplicações industriais onde o manuseio cuidadoso é fundamental, e apresenta grande potencial para futuras otimizações e expansões em contextos que exijam manipulação sensível, como na robótica de reabilitação e em tecnologias assistivas.

#### 5. Agradecimentos

Os autores agradecem ao Instituto Federal do Espírito Santo (Ifes) pelo apoio financeiro para o desenvolvimento deste projeto através do Edital PRPPG 11/2023 - Prociência. A aluna Amanda F. N. Martins agradece ao Ifes pela bolsa de Iniciação Científica do Programa PICTI (Edital PRPPG 03/2023).

#### Referências

- Huang, Y., Wang, H., and Zhang, X. (2024). Tactile-sensing-based robotic grasping stability analysis. *Sci. China Technol.*, 67(1817–1828).
- Niku, S. B. (2013). *Introdução à Robótica - Análise, Controle, Aplicações*. LTC, 2 edition.
- Romano, J. M., Hsiao, K., Niemeyer, G., Chitta, S., and Kuchenbecker, K. J. (2011). Human-inspired robotic grasp control with tactile sensing. *IEEE Transactions on Robotics*, 27(6):1067–1079.