



De 11 a 14 - NOVEMBRO DE 2024

**Inteligência Artificial
na Gestão de Operações:
Limitações e possibilidades**



IDENTIFICAÇÃO DA ORIENTAÇÃO DE OBJETOS EM ESTEIRAS TRANSPORTADORAS COM USO DE VISÃO COMPUTACIONAL EM IMAGENS BIDIMENSIONAIS

GUSTAVO CAMARGO ALVES – camargo.alves@aluno.ifsp.edu.br
INSTITUTO FEDERAL DE SÃO PAULO - IFSP - REGISTRO

SHERFIS GIBRAN RUWER - sherfis@ifsp.edu.br
INSTITUTO FEDERAL DE SÃO PAULO - IFSP - REGISTRO

MICHELLE DE OLIVEIRA PARREIRA RUWER - parreira.michelle@ifsp.edu.br
INSTITUTO FEDERAL DE SÃO PAULO - IFSP - REGISTRO

ÁREA: 3. PESQUISA OPERACIONAL
SUBÁREA: 3.7. INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

RESUMO: A automação industrial evoluiu significativamente desde a década de 1960, integrando tecnologias avançadas como redes neurais e visão computacional. Neste estudo, um sistema foi desenvolvido para identificar objetos em uma esteira transportadora e determinar sua orientação utilizando imagens bidimensionais e algoritmos de processamento de imagem. As imagens capturadas foram pré-processadas com filtros GaussianBlur e Canny para suavização e destaque das bordas dos objetos. A precisão do sistema foi validada em testes com imagens reais de uma linha de produção, alcançando uma eficácia média de 94% na identificação correta dos objetos. Os resultados destacam a capacidade da visão computacional em otimizar atividades produtivas, reduzindo custos e aumentando a produtividade. O projeto propõe futuras melhorias, incluindo a implementação em esteiras reais e o uso de imagens tridimensionais para lidar com objetos sobrepostos, buscando aumentar ainda mais a precisão do sistema.

PALAVRAS-CHAVES: VISÃO COMPUTACIONAL; AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL; INDÚSTRIA 4.0.

1. INTRODUÇÃO

A sociedade passou por abruptas transformações tecnológicas nos últimos séculos, indo desde as ferramentas mais rudimentares e totalmente manuais de fabricação, até as indústrias totalmente tecnológicas e autônomas da atualidade (MORAES E CASTRUCCI, 2013).

Neste contexto surgiu o conceito de automação industrial, que, segundo Moraes e Castrucci (2013), surgiu na década de 60 simplesmente como uma ferramenta de marketing, que buscava enfatizar a participação do computador nos processos produtivos. Atualmente, entende-se por automação qualquer sistema que, com o uso de computadores, substitua o trabalho humano.

Diversos projetos já vêm sendo desenvolvidos com o objetivo de aliar as tecnologias de visão computacional em prol de um aumento de produtividade na indústria 4.0. Aguiar (2019) desenvolveu um sistema de visão computacional com objetivo de identificar três diferentes peças em diferentes áreas de trabalho e as direções de cada peça para que, após esta identificação, fosse enviado o comando a um braço mecânico para mover a peça para a posição correta.

Röper (2019), com o objetivo de desenvolver uma tecnologia de baixo custo, de forma que fosse acessível a empresas de pequeno e médio porte elaborou um sistema de visão computacional para realizar a inspeção de produtos gerados em máquinas refiladeiras de madeira. Tais aplicações evidenciam a capacidade de tecnologias de visão computacional em otimizar resultados de atividades, antes desenvolvidas apenas por humanos, com baixo custo e aumento da produtividade.

No contexto atual, da indústria 4.0, as produções buscam cada vez mais a automatização e padronização dos processos por meio da maior integração homem-máquina em um ambiente altamente conectado à rede. Nesse sentido, tais tecnologias podem contribuir para o aprimoramento do processo produtivo ao fornecerem soluções tecnológicas para serviços que, anteriormente, eram considerados repetitivos, custosos e até mesmo prejudiciais aos trabalhadores (NARDO, 2020).

A motivação para o desenvolvimento da presente pesquisa surgiu devido à parceria entre o grupo de pesquisa e uma empresa produtora de doce de banana, onde, por meio da análise detalhada do processo produtivo, identificou-se a necessidade de automação no

alinhamento dos produtos na esteira. Atualmente, esta tarefa é realizada manualmente pelos funcionários, o que não só é demorado, mas também suscetível a inconsistências e erros.

A implementação de um sistema de visão computacional acoplado a um atuador para corrigir a orientação dos doces de banana pode aumentar significativamente a eficiência da produção. Este sistema garantirá um alinhamento mais preciso e consistente dos produtos, reduzindo o desperdício e aumentando a produtividade.

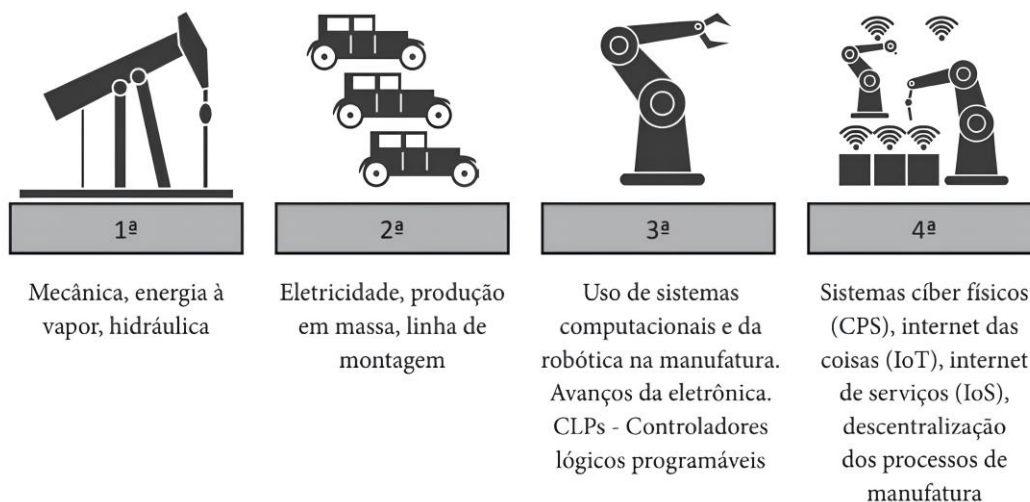
O objetivo da presente pesquisa é desenvolver um sistema de visão computacional que identifique a orientação dos doces de banana nas imagens capturadas da linha de produção.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL

Sátyro et al. (2018) descrevem as quatro fases da revolução industrial e as principais tecnologias que impulsionaram cada uma delas. A Figura 1 ilustra essas quatro revoluções industriais.

FIGURA 1 – As quatro revoluções industriais.



Fonte: Sátyro et al. (2018).

No contexto da quarta revolução industrial, surgiu o conceito de automação industrial. Segundo Moraes e Castrucci (2013), a automação teve sua origem na década de 1960, inicialmente como uma ferramenta de marketing destinada a destacar o papel do computador nos processos produtivos. Atualmente, a automação é entendida como qualquer sistema que, por meio do uso de computadores, substitui o trabalho humano.

2.2 VISÃO COMPUTACIONAL

De acordo com Cheng, Li e Chen (2019), a visão computacional tem como objetivo replicar a capacidade humana de extrair informações úteis e significativas a partir de dados visuais, utilizando algoritmos e técnicas de processamento de imagem.

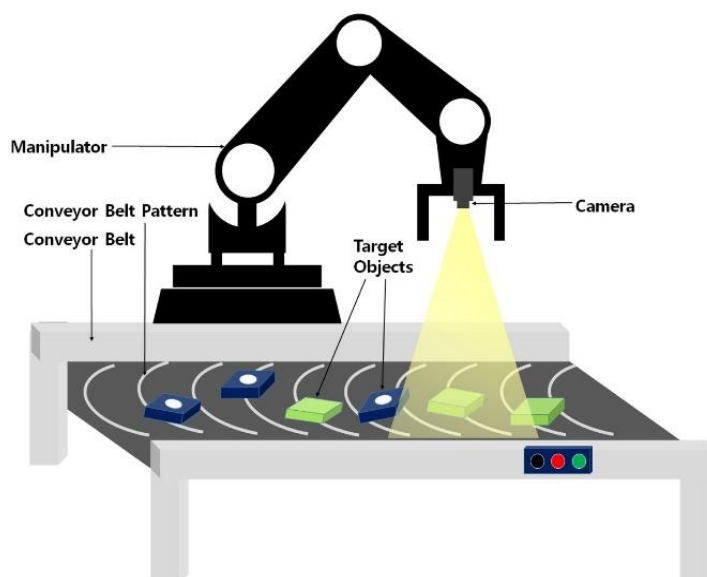
O aprendizado de máquina aplicado a problemas de visão computacional se foca na análise de imagens, visando extrair informações relevantes para a realização de diversas tarefas, como detecção e classificação de objetos. Diferente dos dados estruturados em formato de tabelas, as imagens apresentam uma complexidade considerável de parâmetros a serem processados (RODRIGUES, 2020).

2.3 APLICAÇÃO DE VISÃO COMPUTACIONAL NA AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL

A adoção de redes neurais e visão computacional evidencia a adaptação da pesquisa às demandas da Indústria 4.0, onde a integração de tecnologias avançadas está revolucionando os processos industriais e a qualidade dos produtos. Verifica-se que a maioria das pesquisas atuais buscam métodos de inspeção e verificação da qualidade de produtos.

A pesquisa desenvolvida por Cho, Kang e Kim (2022) assemelha-se à realizada neste projeto, ao também utilizar de um sistema de visão computacional para identificar objetos na linha de produção, conforme verifica-se na Figura 2.

FIGURA 2 – Inspeção de objetos em uma esteira transportadora



Fonte: Cho, Kang e Kim (2022).

Além de identificar os objetos, o sistema desenvolvido por Cho, Kang e Kim (2022)

também analisa os recursos extraídos dos pixels para determinar os descritores mais adequados para a classificação. Isso inclui a aplicação de algoritmos de aprendizado profundo que permitem ao sistema aprender e melhorar continuamente sua precisão na identificação de diferentes tipos de objetos.

Diversos projetos têm sido desenvolvidos com o objetivo de combinar tecnologias de visão computacional para aumentar a produtividade na Indústria 4.0. Por exemplo, Aguiar (2019) criou um sistema de visão computacional para identificar três peças diferentes em várias áreas de trabalho e determinar suas orientações. Após a identificação, um braço mecânico movia as peças para a posição correta.

Essas aplicações destacam a capacidade das tecnologias de visão computacional em otimizar atividades que anteriormente eram realizadas exclusivamente por seres humanos, proporcionando uma redução de custos e um aumento na produtividade. Além desses exemplos, outros trabalhos notáveis aplicados à produção industrial incluem os estudos de Alnowaini, Alttal e Alhaj (2021), Segura et al. (2020) e Yao et al. (2020).

3. METODOLOGIA

Foi realizada uma visita técnica na indústria parceira, onde foram capturadas imagens e vídeos da linha de produção para formar uma base de dados. Essas imagens foram essenciais para validar o sistema de visão computacional desenvolvido. A câmera utilizada foi a Intel RealSense Depth Camera D435, com resolução de 1920x1080 *pixels* e uma taxa de quadros de 30 fps, garantindo capturas nítidas e detalhadas dos objetos em movimento na esteira.

O pré-processamento de imagens é essencial para preparar os dados visuais para os algoritmos de visão computacional, melhorando a qualidade das imagens e destacando características relevantes. Primeiramente, aplica-se o filtro Gaussiano para suavizar a imagem, reduzindo ruídos e pequenas variações. Em seguida, o filtro *Canny* é utilizado para destacar as bordas dos objetos, facilitando a distinção dos contornos dos produtos alimentícios na esteira.

Com as bordas destacadas, os contornos dos objetos retangulares são identificados. Um retângulo é desenhado em volta do maior objeto identificado, e as arestas e ângulos de orientação são calculados em relação ao eixo x positivo para determinar a orientação do objeto na linha de produção.

O algoritmo de identificação captura um frame da câmera em tempo real, aplica os

filtros Gaussiano e *Canny*, identifica os contornos dos objetos, desenha um retângulo em volta do maior objeto e calcula sua orientação.

4. RESULTADOS

A Figura 3 apresenta as imagens capturadas a fim de realizar a identificação dos doces presentes nela, bem como seu grau de orientação.

FIGURA 3 – Imagens capturadas na indústria.



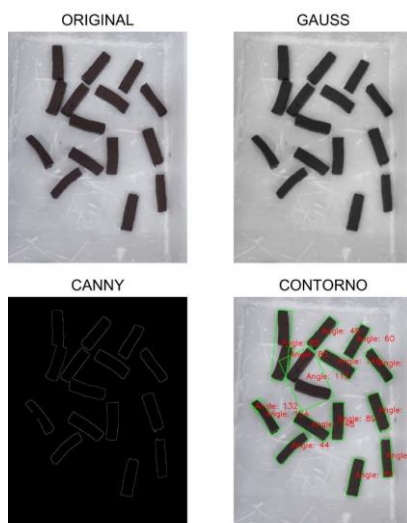
Fonte: Autoria própria (2024).

As imagens foram processadas em um algoritmo desenvolvido em C++, com a biblioteca do OpenCV no Microsoft Visual Studio 2019.

A fim de facilitar a identificação dos objetos desejado, bem como mitigar os efeitos dos ruídos causados por irregularidades na superfície de onde os doces estão alocados e os ruídos causados pela variação de reflexo e sombra causados pela iluminação, foram aplicadas técnicas de pré-processamento de imagem.

A Figura 4 apresenta a ordem em que foram aplicados os filtros, bem como o resultado visual destas alterações causadas nas imagens.

FIGURA 4 – Fluxo do pré-processamento até a identificação da orientação de rotação dos objetos.



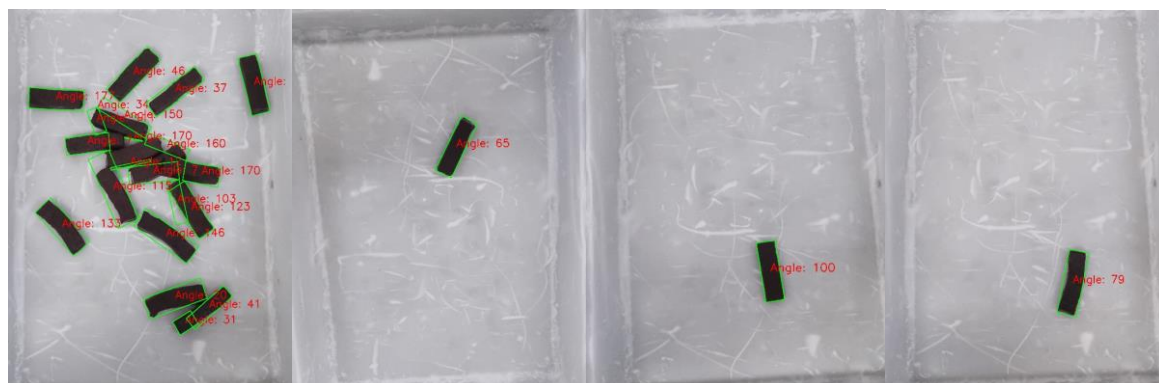
Fonte: Autoria própria (2024).

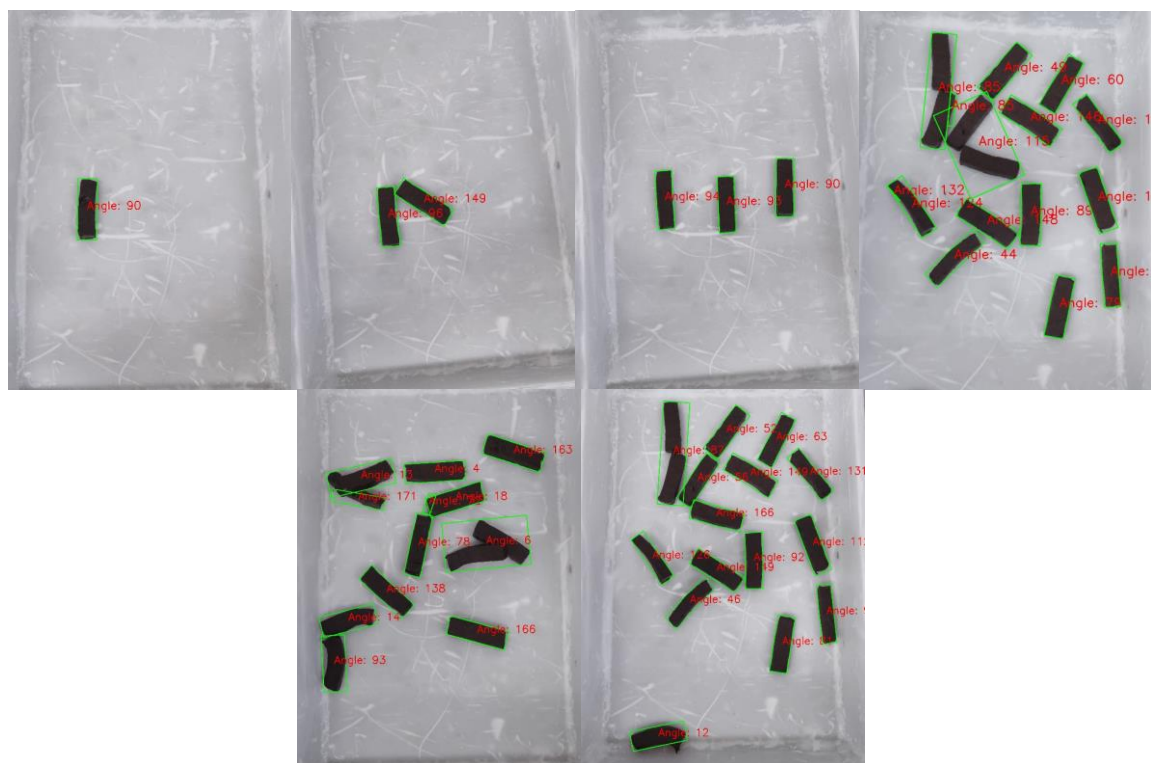
Verifica-se que o filtro GaussianBlur, identificado na Figura 4 como “Gauss” resulta em uma suavização da imagem, fazendo com que seja mitigada possibilidade de se identificar como objetos pequenas variações na imagem.

Já o filtro Canny possibilita que sejam visualizadas apenas as bordas dos objetos. Em seguida é identificado os objetos presente por meio da identificação do número de arestas nos objetos destacados com as bordas. E, desta forma, verifica-se como sendo um objeto de interesse se houver 4 arestas, sendo identificados como retângulos de interesse na imagem, sendo, por fim, desenhado um retângulo em sua volta e indicado seu grau de rotação em relação ao eixo x positivo.

A Imagem 5 apresenta o resultado da identificação dos objetos presentes nas 10 imagens utilizadas.

Figura 5 – Identificação dos objetos nas imagens e sua orientação.





Fonte: Autoria própria (2024).

Previamente, verifica-se que quanto menor o número de objetos presentes na imagem, mais fácil foi em identificar corretamente e traçar o retângulo que o representa.

Nas imagens em que os doces estavam muito próximos ou até mesmo sobrepostos, houve uma incidência maior do erro de identificação, uma vez que dois doces muito próximos, foi identificado incorretamente como apenas um objeto.

A Tabela 1 apresenta a classificação das identificações realizadas nas imagens.

TABELA 1 – Classificação das identificações realizadas

Imagens	Número de objetos	Identificações verdadeiras	Não identificações	Identificações falsas
1	1	1	0	0
2	1	1	0	0
3	1	1	0	0
4	1	1	0	0
5	2	2	0	0
6	3	3	0	0
7	15	12	2	2
8	12	11	1	2

9	16	15	1	1
10	15	11	3	8

Fonte: Autoria própria (2024).

O número de doces presentes nas imagens é representado pela coluna “Número de objeto”. As identificações verdadeiras representam os doces presentes que foram identificados corretamente.

As não identificações expressam os doces que estavam presentes na imagem e que não foi traçado um retângulo em sua volta como sinal de identificação, ou, ainda, as arestas não tenham sido traçadas de forma adequada ao contorno do doce.

Por fim, as identificações falsas são as identificações ocorridas onde não há doce ou onde foi traçado um retângulo em uma área que contemple mais de um doce.

Utilizou-se o critério de validação de eficácia, sendo esta, calculada pela razão entre as identificações corretas e o número total de objetos presentes na imagem. Desta forma, obtendo a média de todas as 10 imagens utilizadas, houve uma eficácia de 94% nas identificações.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os testes realizados com as imagens capturadas na indústria mostraram uma eficácia média de 94% na identificação correta dos objetos. Porém, destaca-se que das 10 imagens utilizadas, em seis delas possuíam apenas de um a três doces na mesma imagem, o que torna a inspeção facilitada. Quando observada a eficácia apenas das quatro imagens que possuem 12 ou mais doces na mesma imagem a eficácia diminuiu para 85%, ou seja, 9% menor que a eficácia global.

Em conclusão, o processo detalhado de captura e pré-processamento de imagens, aliado ao desenvolvimento de um algoritmo robusto, permitiu a criação de um sistema eficiente para a identificação e orientação de objetos em uma linha de produção.

A continuidade do projeto focará na implementação das rotinas em uma esteira real e na otimização do algoritmo para lidar com situações mais complexas, buscando sempre aumentar a precisão e a eficiência do sistema. Além disso, utilizar-se-á de imagens tridimensionais a fim de mitigar o erro de identificação de orientação em objetos sobrepostos.

REFERÊNCIAS

- AGUIAR, Mário Jorge Lima Seixas. Sistema de classificação e separação de peças por visão computacional usando o braço robótico. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal de Pernambuco, CTG, Departamento de Engenharia Mecânica, 2019.
- ALNOWAINI, A.; ALTTAL, M.; ALHAJ, Y. Vision-based automatic detection of quality defects in manufacturing processes. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 58, p. 271-286, 2021.
- CHENG, Yung-Pin; LI, Ching-Wei; CHEN, Yi-Cheng. Apply computer vision in GUI automation for industrial applications. **Mathematical Biosciences and Engineering**, v. 16, n. 6, p. 7526-7545, 2019.
- CHO, Jaemin; KANG, Sangseung; KIM, Kyekyung. Real-time precise object segmentation using a pixel-wise coarse-fine method with deep learning for automated manufacturing. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 62, p. 114-123, 2022.
- MORAES, Cícero Couto; CASTRUCCI, Plínio de Lauro. **Engenharia de Automação Industrial**. 2. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2013.
- RODRIGUES, João Vitor. **Classificação de peças mecânicas a partir de visão computacional e aprendizado de máquina utilizando imagens sintéticas**. 2020.
- RÖPER, Thiago Sampaio. Sistema de visão computacional para otimização de corte de madeira em máquina refiladeira. 2019. Dissertação (Mestrado em Mecatrônica) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina, Florianópolis, 2019.
- SÁTYRO, Nathalia; COSTA, Bruno; SANTOS, Felipe. As quatro revoluções industriais e as principais tecnologias. **Revista de Tecnologia Industrial**, v. 10, n. 2, p. 45-60, 2018.
- SEGURA, Ana; GARCIA, Pedro; MARTINEZ, Juan. Integration of computer vision systems for defect detection in automated manufacturing. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 107, n. 3, p. 1573-1589, 2020.
- YAO, Lei; WANG, Qiang; ZHANG, Wei. Application of machine vision technology in automated inspection systems. **Computers & Industrial Engineering**, v. 145, p. 106516, 2020.