

## DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA PARA CONTAGEM PRECISA DE MANGAS EM ESTEIRAS INDUSTRIAIS UTILIZANDO REDES NEURAIS CONVOLUCIONAL

LEOMAR SANTOS MARQUES<sup>1</sup>, JANIELLE SOUZA PEREIRA<sup>2</sup>, RICARDO RODRIGUES MAGALHÃES<sup>3</sup>, DANILO ALVES DE LIMA<sup>4</sup>, JULIANA SANTOS MARQUES<sup>5</sup>, JEFFERSON ESQUINA TSUCHIDA<sup>6</sup>

<sup>1</sup> Eng. Mecânico, Doutorando em Engenharia Agrícola, Depto. de Engenharia Agrícola, DEG/UFLA, Lavras – MG, leomar.marques@engenharia.ufjf.br

<sup>2</sup> Eng. Agrícola, Doutoranda em Engenharia Agrícola, Depto. de Engenharia Agrícola, DEG/UFLA, Lavras – MG,

<sup>3</sup> Eng. Industrial, Prof. Adjunto Doutor, Depto. de Engenharia Agrícola, DEG/UFLA, Lavras – MG,

<sup>4</sup> Eng. de Controle e Automação, Prof. Adjunto Doutor, Depto. de Engenharia Sistemas e Automação, DEG/UFLA, Lavras – MG,

<sup>5</sup> Nutricionista, Doutoranda em Ciências dos Alimentos, Depto. de Ciências dos Alimentos, DEG/UFLA, Lavras – MG,

<sup>6</sup> Físico, Prof. Adjunto Doutor, Depto. de Física, DEG/UFLA, Lavras – MG

Apresentado no  
LII Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA 2023  
18 a 21 de outubro de 2023 – Ribeirão Preto - SP, Brasil

**RESUMO:** A contagem manual de frutas para determinar a produção agrícola é trabalhosa, propensa a erros e aumenta os custos. Automatizar esse processo economizaria tempo, mas as soluções experimentais são caras para produtores de pequena escala. Este estudo automatizou a contagem de mangas em esteiras usando visão computacional e inteligência artificial. O modelo YOLOv8 foi treinado com imagens de mangas, alcançando 82% de acurácia e contando com precisão 624 das 712 mangas no vídeo. A matriz de confusão mostrou alto desempenho, com 84% de acertos para mangas e quase 100% de verdadeiros negativos. Esses resultados comprovam a eficácia do YOLOv8 na detecção e contagem de mangas, melhorando o controle da produção e reduzindo erros humanos. Essa automação economiza tempo e recursos, impulsionando a indústria brasileira e tornando-a mais competitiva e eficiente. A capacidade de contar e classificar frutas automatizadamente traz benefícios significativos para a produção de mangas, aumentando a eficiência e a precisão do processo.

**PALAVRAS-CHAVE:** Yolov8, reconhecimento, visão computacional

### DEVELOPMENT OF A SYSTEM FOR ACCURATE MANGO COUNTING ON INDUSTRIAL CONVEYORS USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

**ABSTRACT:** The manual counting of fruits to determine agricultural production is laborious, error-prone, and cost-increasing. Automating this process would save time, but experimental solutions are expensive for small-scale producers. This study automated the counting of mangoes on conveyor belts using computer vision and artificial intelligence. The YOLOv8 model was trained with mango images, achieving 82% accuracy and accurately counting 624 out of 712 mangoes in the video. The confusion matrix showed high performance, with 84% accuracy for mangoes and nearly 100% true negatives. These results confirm the effectiveness of YOLOv8 in mango detection and counting, improving production control and reducing human errors. This automation saves time and resources, driving the Brazilian industry to become more competitive and efficient. The ability to count and classify fruits automatically brings significant benefits to mango production, enhancing process efficiency and accuracy.

**KEYWORDS:** Yolov8, reconhecimento, visão computacional

**INTRODUÇÃO:** A contagem manual de frutas para determinar a produção agrícola é susceptível a erros e representa um desafio para os trabalhadores, que precisam contar e memorizar por longos períodos; além de exigir muita mão de obra, encarecendo os custos de produção (QUANG; BAO; HIEU, 2022). Uma das formas de se otimizar esse processo, poupando tempo e reduzindo o trabalho manual, consiste em automatizá-lo; no entanto, os sistemas experimentais disponíveis têm investimentos elevados limitando a aplicabilidade em ambiente de produção de pequena escala. Surge, então, a necessidade de se utilizar visão computacional que realize essa contagem de forma eficiente e com custos reduzidos (HOUTMAN et al., 2021). Os algoritmos de inteligência artificial se destacam nesse cenário, a exemplo das redes neurais profundas, métodos com adaptabilidade a cenários reais que se caracterizam por apresentar várias camadas de processamento interno que reconhece objetos com base na combinação de forma, cor e textura (FIGORILLI et al., 2022). A mais recente versão do YOLO, o YOLOv8, tem se destacado em relação às versões anteriores em termos de velocidade de inferência e acurácia de classificação. Esses avanços são especialmente notáveis quando o modelo é devidamente parametrizado e treinado (VATS and ANASTASIU, 2023). Neste contexto, o presente trabalho se propôs a desenvolver um algoritmo capaz de realizar a contagem de mangas em esteiras transportadoras a partir de imagens em tempo real.

**MATERIAL E MÉTODOS:** O presente estudo foi dividido em cinco fases. A primeira fase envolveu o treinamento do modelo, para o qual foi criado um conjunto de dados contendo imagens da esteira contendo mangas, bem como fotografias de mangas retiradas da internet. O conjunto de dados consistiu em um total de 53 imagens, contendo 468 mangas. Para processar as imagens e criar os arquivos de posicionamento de treinamento, utilizou-se a codificação do labelimage. Essa etapa envolveu a criação de retângulos em torno das entidades nas quais o modelo seria treinado conforme Figura 1. Após a criação dos retângulos de interesse, a fase de treinamento propriamente dita foi iniciada, na qual foram definidos diversos parâmetros, implementados com a importação do YOLOv8. Alguns desses parâmetros incluíram o tamanho da imagem (imgsz=640), o número de processadores GPU a serem utilizados (batch=2), a quantidade de épocas (epochs = 10, 20, 50, 100, 150, 200 e 250) e a escolha do otimizador (optimizer = "Adam"). As épocas foram ajustadas progressivamente com base na resposta do modelo, buscando identificar o ponto de saturação da acurácia. Terminado o treinamento, foram analisados os resultados obtidos pelo modelo e salvou-se o melhor modelo alcançado durante o treinamento. Posteriormente, com o modelo desenvolvido e a precisão avaliada, foram criados rastreadores de movimento. Duas linhas foram definidas como pontos de entrada e saída, e o modelo salvo foi chamado para realizar o processamento. A biblioteca OpenCV foi utilizada para exibir visualmente o que estava sendo realizado durante a execução do vídeo. Para que um componente fosse determinado como manga, foram estabelecidos critérios, tais como uma semelhança acima de 0,65 (ou seja, 65%) e o objeto em movimento ter que passar pelas linhas de aferição. Além da contagem das mangas, a velocidade da esteira foi estimada com base nas imagens. Por fim, após o processamento, foi gerado um vídeo marcado com as detecções das mangas e o acompanhamento do processamento realizado.

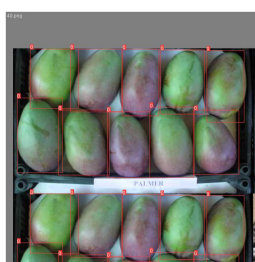


Figura 1. Determinação dos quadrados de interesse feitos com ajuda do algoritmo labelimage.

**RESULTADOS E DISCUSSÃO:** Após realizar a classificação e contagem de mangas utilizando o modelo treinado, foram obtidos resultados promissores. A precisão da classificação alcançou uma taxa de acurácia de 82%, indicando a capacidade do modelo em identificar corretamente as mangas nas imagens processadas. As adaptações realizadas resultaram em uma melhoria significativa na acurácia do modelo. Inicialmente, na primeira configuração com dez épocas, a acurácia era de apenas 2%. No entanto, por meio de ajustes e treinamento adicional, foi possível aumentar consideravelmente a acurácia, atingindo um valor de 82% médio após 250 épocas. A Figura 2 configura o alto índice de acurácia da metodologia proposta.

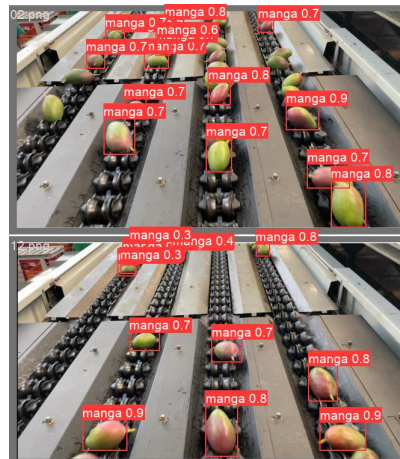


Figura 2. Teste de classificação de mangas na esteira transportadora.

A avaliação da classificação foi complementada pela análise da matriz de confusão. A matriz de confusão é uma ferramenta que permite visualizar de forma mais detalhada o desempenho do modelo em relação às diferentes classes (manga ou background). Os resultados mostraram que o modelo teve uma alta taxa de acertos para a classe "manga", com uma porcentagem de TP (*true positive*) de 84% e uma taxa de TN (*true negative*) próxima a 100% (Figura 3).

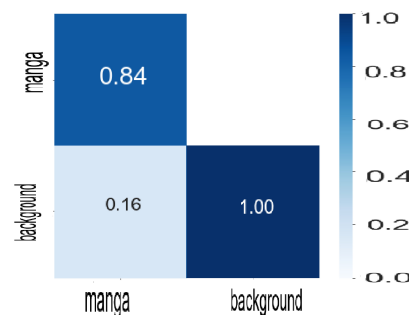


Figura 3. Matriz da confusão da configuração final de TP (*true positive*) de 84% e uma taxa de TN (*true negative*) próxima a 100%.

Além disso, a contagem das mangas foi realizada com sucesso, obtendo uma taxa de acerto de 90%. Das 712 mangas presentes no trecho de vídeo utilizado (Figura 4), o modelo foi capaz de contar com precisão 624 mangas. Essa taxa de acerto evidencia a eficácia do modelo na contagem precisa das mangas presentes no vídeo.

Esses resultados, corroborados pela matriz de confusão, reforçam a eficácia do modelo YOLO (You Only Look Once) na tarefa de detecção e contagem de mangas para a indústria Brasileira e o modelo demonstrou seu potencial em automatizar e agilizar o processo de identificação e quantificação de mangas em um cenário de produção.

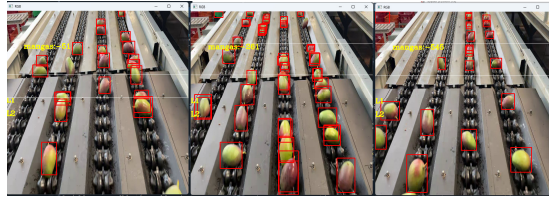


Figura 4. Alguns quadros do vídeo ao qual foi utilizado.

Essas informações são de grande relevância para a indústria, permitindo um controle mais preciso e eficiente da produção de mangas. A capacidade de contar e classificar as frutas de forma automatizada economiza tempo e recursos, além de reduzir a possibilidade de erros humanos.

**CONCLUSÕES:** Em resumo, os resultados obtidos na classificação e contagem de mangas usando o modelo treinado são altamente promissores. O modelo atingiu uma taxa de acurácia de 82%, demonstrando sua habilidade em identificar corretamente as mangas nas imagens processadas. Através de ajustes durante o treinamento, houve uma melhoria significativa na acurácia, partindo de apenas 2% na configuração inicial com dez épocas. A análise da matriz de confusão reforçou o bom desempenho do modelo, com uma taxa de acerto de 84% para a classe "manga" e uma taxa de verdadeiros negativos próxima a 100%. Além disso, a contagem das mangas foi bem-sucedida, alcançando uma taxa de acerto de 90%. O modelo foi capaz de contar com precisão 624 mangas das 712 presentes no trecho de vídeo utilizado. Esses resultados validam a eficácia do modelo YOLO (You Only Look Once) na detecção e contagem de mangas para a indústria brasileira. O modelo demonstrou seu potencial em automatizar e agilizar o processo de identificação e quantificação de mangas em um ambiente de produção. Essas informações são de grande importância para a indústria, permitindo um controle mais preciso e eficiente da produção de mangas. A capacidade de contar e classificar as frutas de forma automatizada resulta em economia de tempo e recursos, além de reduzir possíveis erros humanos. Essa abordagem tem o potencial de impulsionar a indústria brasileira, tornando-a mais competitiva e eficiente.

**AGRADECIMENTOS:** Os autores agradecem o apoio financeiro das agências CAPES, CNPq e Fapemig.

#### **REFERÊNCIAS:**

HOUTMAN, W.; SIAGKRIS-LEKKOS, A.; BOS, D. M. J.; HEUVEL, B. J. P.; BOER, M.; ELFRING, J.; MOLENGRAFT, M. J. G. Automated flower counting from partial detections: Multiple hypothesis tracking with a connected-flower plant model. **Computers and Electronics in Agriculture**, n. 188, p. 1-14, 2021.

FIGORILLI, S.; VIOLINO, S.; MOSCOVINI, L.; ORTENZI, L.; SALVUCCI, G.; VASTA, S.; TOCCI, F.; COSTA, C.; TOSCANO, P.; PALLOTINO, F. OLIVE Fruit Selection through AI Algorithms and RGB Imaging. **Foods**, v. 11, n. 3391 p. 1-12, 2022.

QUANG, N. H.; BAO, T. Q.; HIEU, N. Q. Build coconut counting system using image technology. **Can Tho University Journal of Science**, v. 14, n. 1, p. 54-61, 2022.

VATS, A; ANASTASIU, D. C. Enhancing retail checkout through video inpainting, YOLOv8 detection, and Deep-Sort tracking. In: **CVPR Workshop**. 2023.