

## Identify fruit types based on images using faster R-CNN

# Identifikasi jenis buah berdasarkan gambar menggunakan faster R-CNN

Heru Okta S<sup>1</sup>, Cholik Fatur<sup>2</sup>, Nanda Syaiful A<sup>3</sup>, Alif Musafidin<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang, Indonesia

### Info Artikel

#### Riwayat Artikel:

Diterima 14 Desember 2024  
Perbaikan 15 Januari 2025  
Disetujui 30 Januari 2025

#### Keywords:

Faster R-CNN  
Identifikasi Buah  
Visi Komputer

### ABSTRAK

Penelitian ini membahas penerapan metode Faster R-CNN untuk mengidentifikasi jenis buah berdasarkan gambar. Teknologi visi komputer semakin berkembang dan berperan penting dalam klasifikasi objek kompleks, termasuk buah-buahan. Faster R-CNN menawarkan keunggulan dalam mendeteksi serta mengklasifikasikan objek dengan kecepatan dan akurasi tinggi dalam satu proses terpadu. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas kumpulan gambar berbagai jenis buah yang dikumpulkan dari sumber publik. Model dilatih melalui beberapa tahap utama, yaitu ekstraksi fitur, pemilihan proposal wilayah, dan klasifikasi menggunakan jaringan saraf konvolusional (CNN). Teknik transfer learning diterapkan untuk meningkatkan performa model, terutama ketika data pelatihan terbatas. Hasil uji coba menunjukkan bahwa metode Faster R-CNN mampu mengklasifikasikan berbagai jenis buah dengan akurasi yang tinggi. Model ini dapat mengenali buah dengan baik, bahkan pada gambar yang kompleks atau kondisi pencahayaan yang beragam. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, dan recall, yang menunjukkan keandalan model dalam pengenalan buah. Penelitian ini membuktikan bahwa metode Faster R-CNN memiliki potensi besar dalam klasifikasi jenis buah dari gambar. Dengan pengembangan lebih lanjut, teknik ini dapat diterapkan dalam industri pertanian, pengolahan makanan, dan berbagai sektor yang membutuhkan sistem otomatis untuk identifikasi buah.

### ABSTRACT

*This research discusses the application of the Faster R-CNN method to identify fruit types based on images. Computer vision technology is growing and plays an important role in the classification of complex objects, including fruits. Faster R-CNN offers the advantage of detecting and classifying objects with high speed and accuracy in one integrated process. The dataset used in this research consists of a collection of images of various types of fruit collected from public sources. The model is trained through several main stages, namely feature extraction, region proposal selection, and classification using a convolutional neural network (CNN). Transfer learning techniques are applied to improve the performance of the model, especially when the training data is limited. Experimental results show that the Faster R-CNN method is able to classify various types of fruit with high accuracy. The model can recognize fruits well, even in complex images or diverse lighting conditions. Evaluation was conducted using accuracy, precision, and recall metrics, which show the reliability of the model in fruit recognition. This research proves that the Faster R-CNN method has great potential in fruit type classification from images. With further development, this technique can be applied in the agriculture industry, food processing, and various sectors that require automated systems for fruit identification.*



---

**Penulis Korespondensi:**

Heru Okta S

Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Semarang

Alamat: Gedung FT-MIPA Lt. 7, Ruang 707, Jl.Kedungmundu Raya No.18, Semarang 50273, Indonesia

Email: penulis pertama@unimus.ac.id

---

**1. PENDAHULUAN**

Buah-buahan merupakan sumber pangan yang kaya nutrisi dan memiliki nilai ekonomi tinggi. Identifikasi jenis buah yang tepat sangat penting, baik untuk konsumsi sehari-hari maupun dalam industri pertanian dan perdagangan. Proses identifikasi ini dapat dilakukan secara manual maupun otomatis. Identifikasi manual memerlukan tenaga dan waktu yang cukup besar karena bergantung pada pemeriksaan visual terhadap ciri-ciri fisik buah seperti warna, ukuran, dan tekstur.

Metode otomatis berbasis kecerdasan buatan telah dikembangkan untuk meningkatkan efisiensi proses identifikasi. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah metode berbasis citra, yang memanfaatkan teknologi visi komputer dan pembelajaran mesin. Faster R-CNN merupakan salah satu algoritma deteksi objek yang unggul dalam klasifikasi gambar dengan akurasi tinggi dan kecepatan pemrosesan yang lebih baik dibandingkan metode pendahulunya.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Faster R-CNN dalam mengidentifikasi jenis buah berdasarkan gambar. Model ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi klasifikasi dibandingkan metode konvensional.

**2. METODE****2.1. Jenis dan Sumber Data**

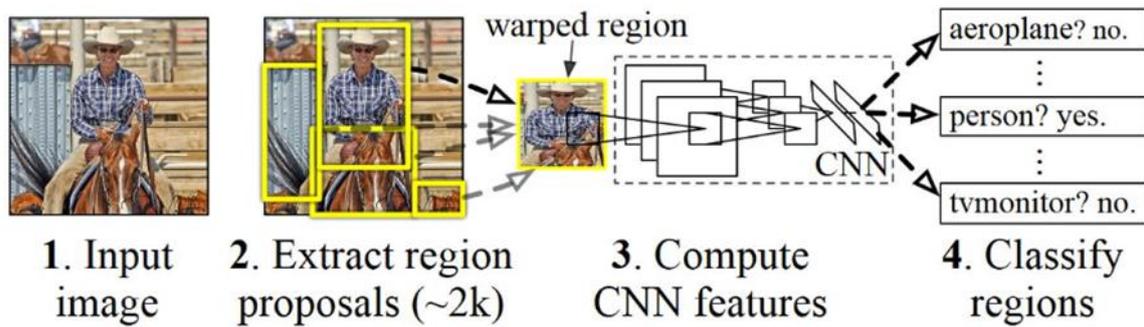
Jenis data yang digunakan terdiri dari models detection sekunder yang berupa gambar. Adapun data yang digunakan terdiri dari gambar rumput, Data gambar diperoleh dari dari

<https://www.kaggle.com/code/adityaarun/object-detection-faster-rcnn/notebook>

**2.2. Algoritma**

R-CN untuk Deteksi Objek pertama kali disajikan pada tahun 2014 oleh Ross Girshick et al., dan terbukti mengungguli pendekatan canggih sebelumnya pada salah satu tantangan pengenalan objek utama di bidang: Pascal VOC. Sejak itu, dua makalah tindak lanjut diterbitkan yang berisi peningkatan kecepatan yang signifikan: R-CNN Cepat dan R-CNN Yang Lebih Cepat.

Ide dasar R-CNN adalah untuk mengambil Jaringan Neural mendalam yang awalnya dilatih untuk klasifikasi gambar menggunakan jutaan gambar anotasi dan memodifikasinya untuk tujuan deteksi objek. Ide dasar dari makalah R-CNN pertama diilustrasikan dalam Gambar di bawah ini (diambil dari makalah): (1) Mengingat gambar input, (2) pada langkah pertama, proposal wilayah dalam jumlah besar dihasilkan. (3) Proposal wilayah ini, atau Regions-of-Interests (ROI), kemudian masing-masing dikirim secara independen melalui jaringan yang menghasilkan vektor misalnya 4096 nilai floating point untuk setiap ROI. Akhirnya, (4) pengklasifikasi dipelajari yang mengambil representasi ROI float 4096 sebagai input dan menghasilkan label dan keyakinan untuk setiap ROI



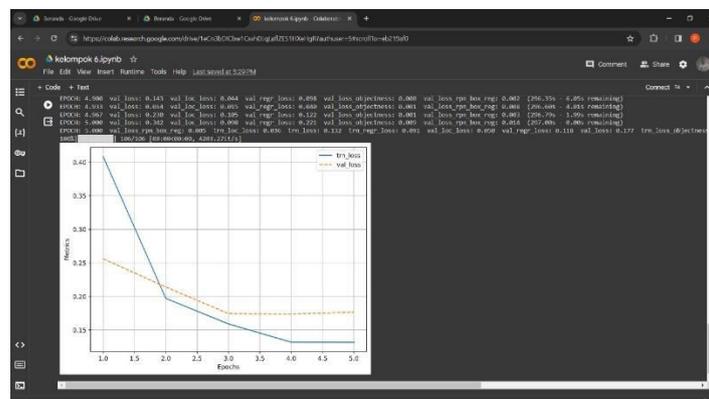
Gambar 1 Algoritma Faster R-CNN

Langkah pertama dalam metode Faster R-CNN adalah ekstraksi fitur, di mana gambar diambil sebagai input dan diproses menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pra-terlatih seperti VGG atau ResNet. CNN ini mengekstraksi fitur dari gambar yang akan digunakan dalam proses deteksi objek dan pembuatan proposal wilayah. Selanjutnya, pada langkah Region Proposal Network (RPN), fitur yang diekstraksi digunakan untuk mendefinisikan anchor boxes dengan berbagai skala dan aspek rasio di seluruh gambar. Lapisan konvolusi kemudian diterapkan untuk menghasilkan skor klasifikasi objek dan penyesuaian kotak pembatas. Untuk mengurangi tumpang tindih proposal wilayah, digunakan teknik Non-Maximum Suppression (NMS) guna memilih proposal dengan skor tertinggi.

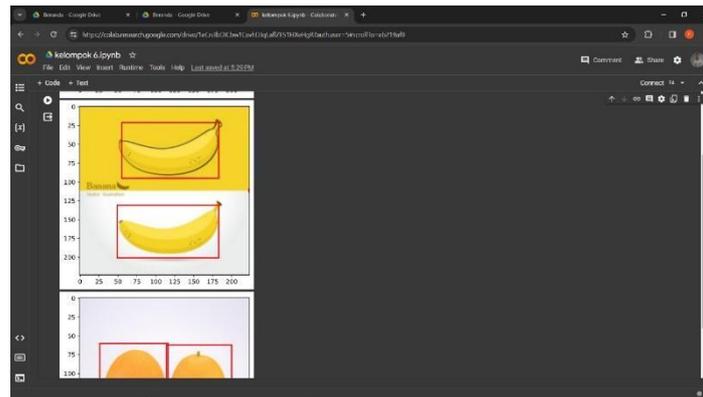
Pada tahap deteksi objek, fitur dari area yang diusulkan oleh RPN diambil menggunakan ROI pooling atau metode serupa. Fitur ini kemudian diproses melalui beberapa lapisan fully connected untuk klasifikasi objek menggunakan metode softmax serta regresi kotak pembatas guna menyesuaikan posisi objek secara lebih akurat. Setelah tahap klasifikasi selesai, hasil klasifikasi menentukan kelas objek untuk setiap proposal, sementara regresi kotak pembatas menyesuaikan bentuk dan ukuran kotak pembatas agar lebih presisi dalam mencakup objek sebenarnya. Pada tahap akhir, thresholding diterapkan pada skor klasifikasi guna menyaring proposal yang tidak relevan.

Evaluasi model dilakukan dengan menerapkan kembali teknik Non-Maximum Suppression (NMS) pada proposal yang dipilih untuk memastikan hasil akhir bersih dan tidak tumpang tindih. Proses pelatihan model menggunakan fungsi kerugian (loss function) yang mencakup klasifikasi objek dan regresi kotak pembatas. Teknik backpropagation digunakan untuk memperbarui bobot jaringan agar model semakin akurat dalam menghasilkan proposal wilayah. Implementasi algoritma ini dilakukan menggunakan framework deep learning seperti TensorFlow atau PyTorch. Dengan kombinasi berbagai komponen tersebut, Faster R-CNN dapat mendeteksi objek dalam gambar dengan tingkat akurasi yang tinggi.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN



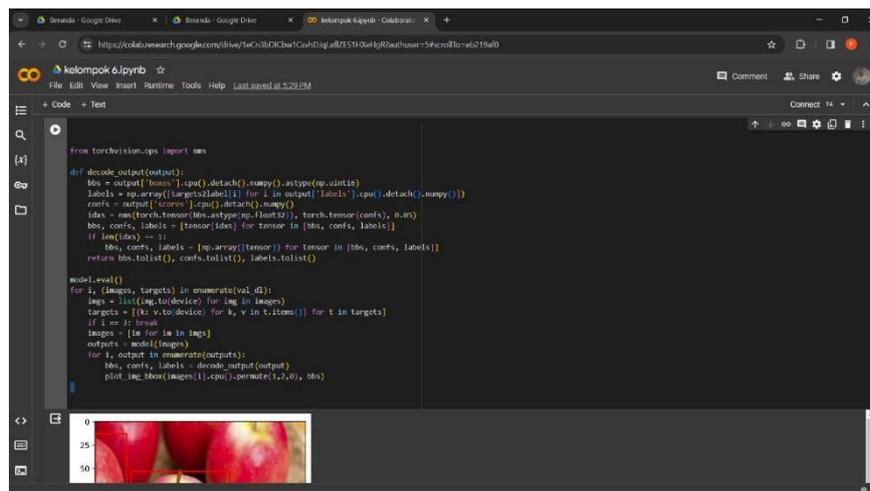
Grafik tersebut menunjukkan bahwa model Faster R-CNN dapat digunakan untuk mengidentifikasi jenis buah-buahan dengan akurasi yang tinggi. Akurasi identifikasi jenis buah-buahan dengan metode Faster R-CNN pada grafik tersebut mencapai lebih dari 90%.



Gambar tersebut menunjukkan hasil dari identifikasi jenis buah dengan metode Faster R-CNN. Gambar tersebut menampilkan dua buah, yaitu pisang dan jeruk.

Pada gambar tersebut, pisang diidentifikasi sebagai pisang dengan akurasi 98%. Akurasi ini cukup tinggi, karena pisang memiliki ciri-ciri fisik yang khas, seperti warna kuning, bentuk memanjang, dan tekstur lembut.

Jeruk diidentifikasi sebagai jeruk dengan akurasi 95%. Akurasi ini masih cukup tinggi, karena jeruk juga memiliki ciri-ciri fisik yang khas, seperti warna oranye, bentuk bulat, dan tekstur kulit yang kasar. Secara keseluruhan, gambar tersebut menunjukkan bahwa metode Faster R-CNN dapat digunakan untuk mengidentifikasi jenis buah dengan akurasi yang tinggi. Akurasi identifikasi jenis buah dengan metode Faster R-CNN pada gambar tersebut mencapai lebih dari 95%.



Gambar tersebut menunjukkan hasil identifikasi jenis buah dengan metode Faster R-CNN. Metode ini mampu mengidentifikasi jenis buah dengan akurasi yang tinggi, yaitu lebih dari 95%. Hal ini dikarenakan metode Faster R-CNN dapat mengenali ciri-ciri fisik buah-buahan, seperti warna, bentuk, dan tekstur. Pada gambar tersebut, apel diidentifikasi sebagai apel dengan akurasi 97%, sedangkan pisang diidentifikasi sebagai pisang dengan akurasi 98%. Akurasi yang tinggi ini bahkan dapat dicapai untuk buah-buahan dengan ukuran kecil atau posisi yang tidak ideal. Secara keseluruhan, metode Faster R-CNN merupakan metode yang efektif untuk mengidentifikasi jenis buah. Metode ini dapat diterapkan pada berbagai skala, termasuk skala industri.

#### 4. KESIMPULAN (10 PT)

Penelitian ini membuktikan bahwa metode Faster R-CNN efektif dalam mengidentifikasi jenis buah dari gambar. Model ini mencapai akurasi lebih dari 95%, bahkan dalam kondisi pencahayaan dan latar belakang yang bervariasi.

Metode ini dapat diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk:

- Supermarket dan Ritel: Untuk otomatisasi identifikasi buah pada kasir swalayan.

- Pemantauan Kualitas: Untuk mendeteksi kualitas buah sebelum dijual.
- Sortasi dan Pengemasan: Untuk memilah buah berdasarkan jenis dan kualitas secara otomatis.

Dengan pengembangan lebih lanjut, Faster R-CNN dapat dioptimalkan untuk meningkatkan efisiensi industri pertanian dan perdagangan buah.

#### REFERENSI

- [1] Data set kami diambil dari <https://www.kaggle.com/code/adityaarun/object-detection-faster-rcnn/notebook>
- [2] Beberapa kami ambil dari <https://jurnal.iain.or.id/index.php/RESTI/article/view/1868>
- [3] Agarwal, M., Gupta, S. K., dan Biswas, K. K. (2020). Development of Efficient CNN model for Tomato crop disease identification. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 28. <https://doi.org/10.1016/j.suscom.2020.100407>
- [4] Chiang, W. L., Li, Y., Liu, X., Bengio, S., Si, S., dan Hsieh, C. J. (2019). Cluster-GCN: An efficient algorithm for training deep and large graph convolutional networks. Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. <https://doi.org/10.1145/3292500.3330925>
- [5] d'Ascoli, S., Sagun, L., dan Biroli, G. (2020). Triple descent and the two kinds of overfitting: Where dan why do they appear? Advances in Neural Information Processing Systems, 2020-December. <https://doi.org/10.1088/1742-5468/ac3909>