



Implementasi Deep Learning Untuk Identifikasi Tanaman Rimpang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network

Diffa Rahmanda Putra Mahendri¹, T. Yudi Hadiwandura²

Email: ¹rahmanda656@gmail.com, ²tyudihw@lecturer.unri.ac.id

¹ Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Riau

² Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Riau

Diterima: 28 Februari 2025 | Direvisi: - | Disetujui: 29 April 2025

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

Abstrak

Tanaman rimpang adalah rempah rempah yang banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia sebagai bumbu dapur ataupun obat tradisional. Tanaman rimpang memiliki bentuk yang mirip antara satu dengan lainnya dan sangat sulit dibedakan bagi beberapa orang. Kesalahan dalam mengenali tanaman rimpang dapat memicu keracunan, alergi atau efek samping yang tidak diinginkan. Untuk mempermudah mengenali tanaman rimpang tersebut diperlukan sebuah sistem yang dapat membantu mendeteksi dan membedakan jenis jenis tanaman rimpang, yaitu menggunakan Convolutional Neural Network dengan algoritma YOLO. Convolutional Neural Network merupakan teknik Machine Learning yang dapat mengidentifikasi objek berdasarkan fitur visualnya, sehingga dapat membedakan tanaman rimpang secara efisien. Data gambar yang digunakan dapat dibagi menjadi 6 kelas, dengan total data berjumlah 700 gambar. Pengujian model menunjukkan hasil berupa precision sebesar 98%, recall 99% dan mAP50-95 sebesar 96%. Untuk penelitian selanjutnya diharapkan dapat menambah variasi dataset untuk menghindari overfitting.

Kata kunci: *Machine Learning, Tanaman Rimpang, YOLO, Convolutional Neural Network*

Implementation of Deep Learning for Identification of Rhizome Plants Using Convolutional Neural Network Method

Abstract

Rhizome plants are spices widely used by Indonesian people as cooking ingredients or traditional medicine. These plants have similar appearances, making them difficult to distinguish for some people. Errors in identifying rhizome plants can lead to poisoning, allergies, or unwanted side effects. To simplify identifying these plants, a system is needed to detect and differentiate types of rhizome plants, which can be achieved using Convolutional Neural Networks (CNN) with the YOLO algorithm. CNN is a Machine Learning technique capable of identifying objects based on their visual features, enabling efficient differentiation of rhizome plants. The image dataset used is divided into six classes, with a total of 700 images. Model testing produced results with a precision of 98%, recall of 99%, and mAP50-95 of 96%. Future research is expected to increase dataset variety to avoid overfitting..

Keywords: *Machine Learning, Rhizome Plants, YOLO, Convolutional Neural Network*

1. PENDAHULUAN

Tanaman rimpang sering dimanfaatkan oleh masyarakat sebagai pengobatan alternatif untuk menyembuhkan berbagai macam penyakit. Penggunaan tanaman rimpang harus diterapkan dengan tepat sesuai dengan kebutuhan dan manfaat dari tanaman tersebut. Tanaman rimpang juga memiliki bentuk yang mirip sehingga sulit untuk mengidentifikasi antara tanaman rimpang yang satu dengan lainnya. Kesalahan dalam mengidentifikasi tanaman rimpang dapat memicu hal buruk bagi penggunaannya seperti keracunan atau alergi.

Selain sebagai obat alternatif tanaman rimpang merupakan bahan dapur yang umum digunakan oleh masyarakat Indonesia. Tanaman rimpang dapat memberikan rasa, aroma dan warna khas pada hidangan tradisional Indonesia seperti soto, rendang dan berbagai jenis masakan lainnya. Bahkan tanaman rimpang juga sering digunakan sebagai bahan untuk membuat minuman penghangat tubuh seperti teh jahe ataupun jamu, sedangkan kunyit dapat digunakan sebagai terapi untuk melancarkan peredaran darah, memiliki sifat antiinflamasi yang bermanfaat selama menstruasi, bersifat antibakteri, dan berfungsi sebagai adstringen yang dapat mengecilkan pori-pori wajah [1]. Temulawak dibudidayakan sebagian besar di pulau Jawa dan banyak digunakan sebagai obat tradisional di Indonesia. Temulawak bersifat aromatik dan karminatif (mengurangi gas dalam saluran pencernaan) [2].

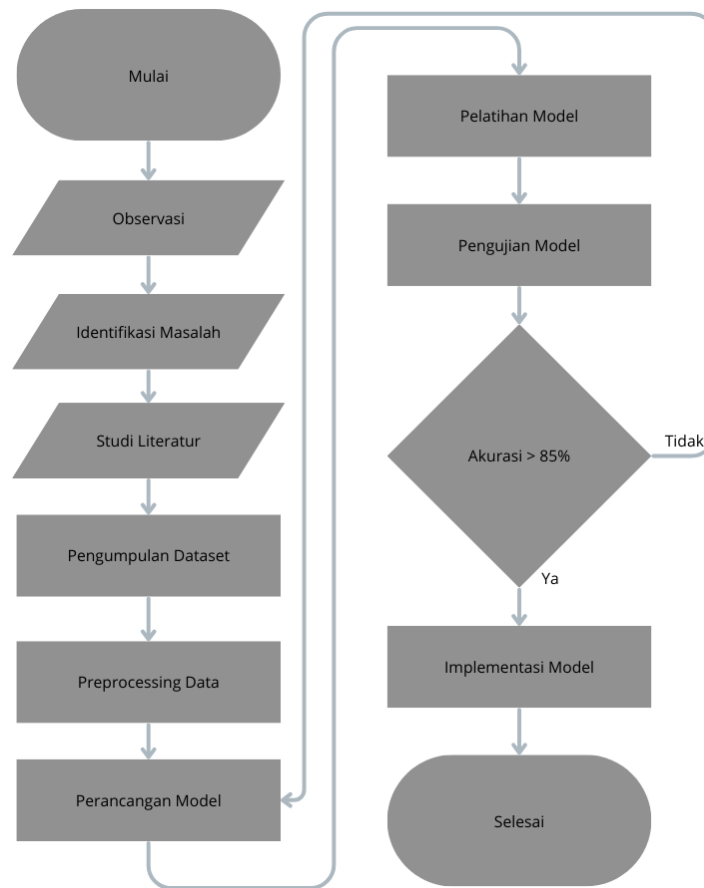
Mengidentifikasi gambar menggunakan penerapan *Machine Learning* sudah banyak sekali digunakan dalam beberapa tahun terakhir. Hal ini karena kecerdasan buatan seperti machine learning dapat melakukan proses learning, reasoning dan self-correction seperti seorang manusia sebelum mengambil keputusan[3]. Dengan Machine Learning, mesin juga dapat belajar dari data yang tersedia dan kemudian membuat keputusan secara mandiri tanpa perlu diprogram ulang[4]. Salah satu contoh pengaplikasiannya adalah seperti identifikasi jenis tumbuhan herbal berdasarkan daun yang dilakukan Rio Juan, Noveri dan Sakti pada 2023 [5], Penyakit daun jagung oleh Rosadi dan Lutfi pada tahun 2021 [6], identifikasi jenis ikan yang dilakukan Azis pada tahun 2020 [7], klasifikasi daun mangga oleh Fitri, Andi dan Bayu pada tahun 2024 [8], hingga sistem pengenalan wajah untuk pengawasan ujian oleh M. Ikhsan, Alyanissa, Ivana, Kamdan dan Anggun pada tahun 2024 [9]. Namun penerapan *Machine Learning* dibidang tanaman rimpang masih sedikit. Maka diharapkan bahwa penggunaan *machine learning* dapat juga diterapkan untuk mengidentifikasi tanaman rimpang.

Metode yang digunakan dalam mengidentifikasi tanaman rimpang dalam penelitian ini yaitu menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dan algoritma You Only Look Once (YOLO). Convolutional Neural Network memiliki beberapa komponen utama yaitu seperti Convolution Layer, Pooling Layer, Fully Connected Layer, Activation Function, Loss Function, serta Optimizer. Convolutional Neural Network populer dalam banyak pengaplikasian, termasuk pengenalan gambar, deteksi objek dan segmentasi gambar. YOLO merupakan arsitektur Neural Network yang dikembangkan oleh Joseph Redmon dan timnya. YOLO dapat menghasilkan kotak pembatas dan melabeli kelas objek secara langsung dari seluruh gambar dalam satu langkah. Pendekatan ini menghasilkan kecepatan yang sangat tinggi dalam deteksi objek.

Proses pembuatan model juga tidak terlepas jauh dari bidang pengolahan citra yang dimana merupakan bidang ilmu yang mempelajari berbagai aspek terkait peningkatan kualitas gambar (seperti peningkatan kontras, perubahan warna, dan restorasi citra), transformasi gambar (termasuk translasi, rotasi, skala, dan transformasi geometrik), pemilihan citra ciri (feature images) yang optimal untuk analisis, serta penyimpanan data yang melibatkan reduksi dan kompresi, transmisi data, dan waktu pemrosesan data [10].

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, metode *Research and development* (RnD) adalah metode yang digunakan oleh penulis. Metode *Research and development* digunakan untuk menghasilkan produk dan menguji keefektifan produk tersebut.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Observasi

Pada tahapan observasi dilakukan pengamatan pada pengetahuan masyarakat terhadap jenis-jenis tanaman rimpang yang ada dan sering digunakan sehari-hari. Proses observasi dilakukan pada pasar tradisional pulo galaxy, Bekasi. Hasil dari observasi yang dilakukan menunjukkan bahwa Jahe, Kunyit, Kencur, Lengkuas, Temulawak dan Temukunci merupakan tanaman rimpang yang banyak diperjualbelikan dalam kehidupan sehari-hari. Tanaman-tanaman rimpang yang diperjualbelikan ini memiliki kemiripan secara bentuk dan warna sehingga sulit bagi masyarakat untuk membedakan jenis-jenis tanaman rimpang tersebut tanpa menanyakan kepada penjual.

2.2 Identifikasi Masalah

Proses identifikasi masalah dilakukan setelah melalui proses observasi. Identifikasi masalah dilakukan dengan tujuan untuk mengidentifikasi permasalahan yang akan diteliti dalam penelitian ini. Pada tahap observasi ditemukan tanaman rimpang yang memiliki kemiripan secara bentuk dan warna sehingga dapat membuat masyarakat untuk sulit membedakan tanaman rimpang tersebut.

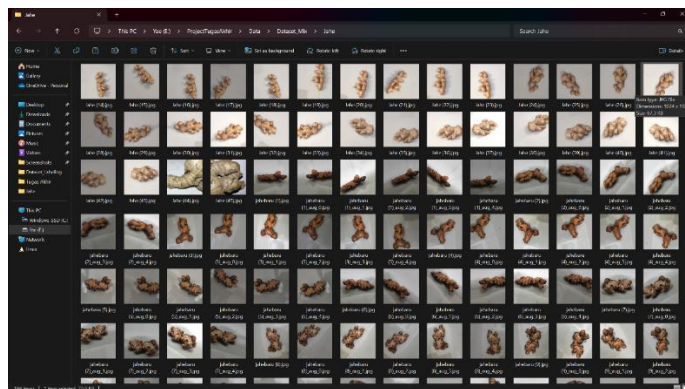
2.3 Studi Literatur

Studi literatur yang dilakukan pada penelitian bertujuan untuk mendapatkan informasi dan pengetahuan yang relevan dengan fokus penelitian. Sumber-sumber literatur akan menjadi tiang untuk pembentukan teori dan pemahaman yang mendalam mengenai topik penelitian. Sumber literatur yang akan digunakan dalam penelitian ini merupakan jurnal-jurnal, buku referensi, skripsi pendahulu, website, dan sumber informasi lainnya yang berhubungan dengan *deep learning*, *image detection*, CNN serta YOLO.

2.4 Pengumpulan Dataset

Pada penelitian ini data yang digunakan merupakan gambar tanaman rimpang yang dikategorikan menjadi 5 jenis yaitu, Jahe, Kunyit, Kencur, Lengkuas, Temulawak. Metode pengumpulan data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah metode pengumpulan data secara langsung dan pengumpulan data melalui internet. Pengumpulan data secara langsung dilakukan dengan

mengambil gambar rimpang melalui kamera *handphone*. Sedangkan pengambilan data melalui internet didapatkan dari www.kaggle.com dan melalui gambar bebas hak cipta pada pencarian www.google.com.



Gambar 2. Dataset yang dikumpulkan

2.5 Preprocessing Data

Data yang sudah dikumpulkan akan melalui augmentasi. Proses augmentasi yang dilakukan merupakan *Flip* yang berfungsi untuk membalikkan gambar secara horizontal maupun vertikal, *Rotation* berfungsi untuk memutar gambar, *Zoom* berfungsi untuk memperbesar sebagian gambar, *Cropping* berfungsi untuk memotong sebagian gambar dan *Brightness Adjustment* berfungsi untuk mengubah kecerahan gambar. Supaya gambar yang telah melalui proses augmentasi memiliki ukuran yang sama, perlu dilakukan *Resize*.

2.6 Perancangan, Pelatihan dan Pengujian

Data gambar yang telah dikumpulkan akan dibagi menjadi 2 bagian yaitu data training dan data validasi. Pembagian data ini akan menggunakan rasio 80:20 atau 80% data training dan 20% data validasi yang kemudian akan di anotasikan menjadi 6 kelompok jenis tanaman rimpang. Jumlah data yang akan digunakan pada tahap pelatihan adalah 80% dari data keseluruhan. Proses pelatihan akan mengubah data input dari citra biner menjadi sebuah output berupa klasifikasi rimpang. Pada tahap ini akan menggunakan beberapa nilai parameter yang perlu diinisialisasi seperti *batch size* dan *epoch*. Nilai *batch size* yang diuji cobakan pada penelitian ini yaitu 16. Kemudian *epoch* yang akan digunakan pada penelitian ini adalah 100. Salah satu fitur YOLO adalah melakukan pengujian langsung setelah pelatihan selesai. Sehingga penulis hanya perlu melihat hasilnya melalui confusion matrix.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

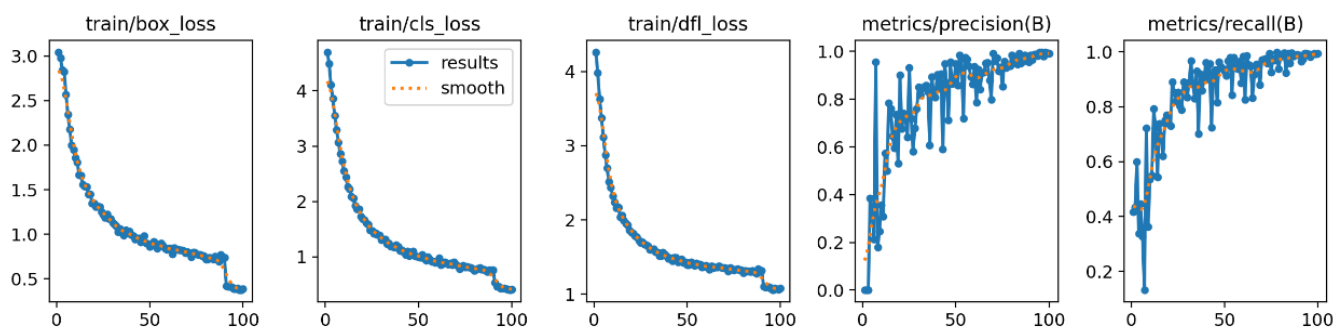
Pelatihan model YOLO11 dilakukan di *command-line interface*. Iterasi epoch yang digunakan adalah 100. Proses pelatihan ini dilakukan pada dataset yang sudah dibagi menjadi data *train* dan *validation*. Hasil pelatihan model akan dievaluasi menggunakan matrik utama seperti *precision*, *recall*, dan *mean average precision*.

Tabel 2. Pelatihan Model

epoch	box_loss	cls_loss	df_l_loss	precision	recall	mAP50	mAP50-95
88	0.76994"	0.75987"	1.33955"	0.97481"	0.98922"	0.99056"	0.95154"
89	0.72468"	0.76014"	1.30016"	0.95653"	0.98963"	0.99103"	0.94854"
90	0.74185"	0.76123"	1.32083"	0.98457"	0.98853"	0.99398"	0.94381"
91	0.41928"	0.53223"	1.10206"	0.96537"	0.96618"	0.98699"	0.94133"
92	0.41174"	0.46495"	1.09225"	0.98715"	0.97432"	0.99494"	0.95724"
93	0.41468"	0.45921"	1.10296"	0.98908"	0.99371"	0.995"	0.95689"
94	0.40309"	0.43339"	1.09725"	0.98279"	0.99354"	0.99445"	0.9631"

95	0.38388"	0.43189"	1.07089"	0.99662"	0.9916"	0.99482"	0.9531"
96	0.38645"	0.42779"	1.05542"	0.99713"	0.9828"	0.99428"	0.96276"
97	0.39173"	0.42606"	1.07647"	0.97854"	0.9904"	0.99369"	0.95678"
98	0.37694"	0.41539"	1.07191"	0.99678"	0.99381"	0.995"	0.96197"
99	0.37303"	0.39867"	1.06495"	0.9936"	0.99329"	0.995"	0.95729"
100	0.38991"	0.40985"	1.08314"	0.99089"	0.99374"	0.995"	0.9584"

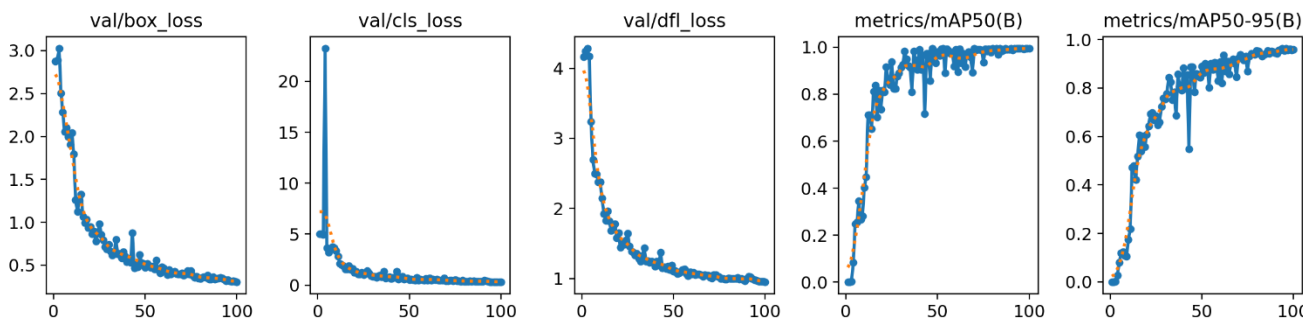
Pada Tabel 2. merupakan hasil pelatihan dari model YOLO11 yang memperlihatkan nilai Box loss, Class loss, dfl loss, precision, recall, mAP 50 dan mAP 50-95. Precision mengukur tingkat keakuratan deteksi positif yang dilakukan oleh model YOLO11. Seberapa sering model benar-benar mendeteksi suatu objek dengan benar dari jumlah total objek yang diprediksi positif. Pada grafik tersebut dapat dilihat setelah epoch 94 tidak ada peningkatan pada mAP50-95 sehingga model yang disimpan adalah hasil dari epoch 94.



Gambar 3. Grafik Pelatihan

1. Metrik dan Kerugian Selama Pelatihan

- a. train/box_loss: Grafik ini menunjukkan kerugian pada prediksi kotak pembatas (bounding box) selama pelatihan. Penurunan loss dari 3.0 ke sekitar 0.5 menunjukkan bahwa model semakin baik dalam memprediksi bounding box selama pelatihan.
- b. train/cls_loss: Grafik ini merepresentasikan kerugian pada klasifikasi selama pelatihan. Nilainya turun secara signifikan, yang berarti model semakin baik dalam mengenali kelas dari objek.
- c. train/dfl_loss: Kerugian pada distribusi jarak fokus (distribution focal loss), yang membantu memperbaiki prediksi bounding box. Penurunan dari 4 ke sekitar 1 menunjukkan perbaikan dalam penghitungan distribusi jarak.
- d. metrics/precision(B): Precision menunjukkan seberapa akurat model dalam prediksi (jumlah prediksi benar dibandingkan dengan jumlah total prediksi). Precision meningkat ke nilai mendekati 1, yang berarti model semakin akurat.
- e. metrics/recall(B): Recall menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi semua objek yang benar. Recall meningkat ke nilai mendekati 1, menandakan model semakin mampu mendeteksi semua objek yang benar.

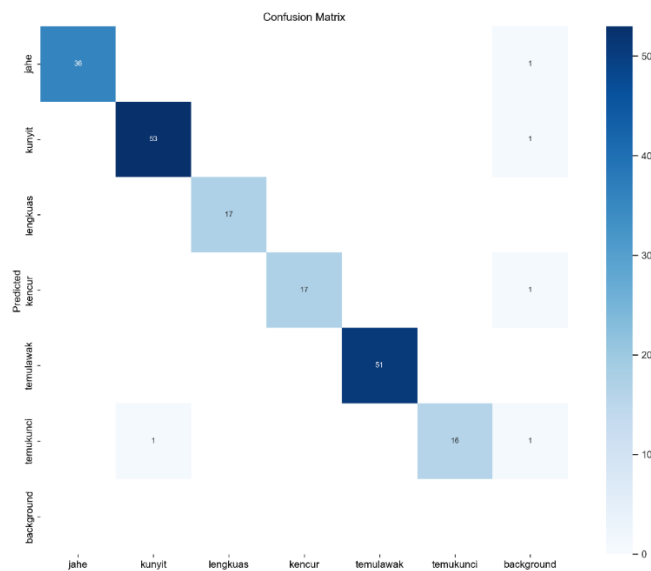


Gambar 4. Grafik Validasi

2. Metrik dan Kerugian Selama Validasi

- a. val/box_loss: Grafik ini menunjukkan kerugian bounding box selama validasi. Pola mirip dengan train/box_loss, dengan penurunan yang signifikan. Ini menunjukkan model generalisasi dengan baik pada data validasi.
- b. val/cls_loss: Kerugian klasifikasi selama validasi. Ada lonjakan pada awal pelatihan, tapi akhirnya stabil di sekitar angka yang rendah, menunjukkan perbaikan.
- c. val/df_l_loss: Distribusi jarak fokus selama validasi. Sama seperti selama pelatihan, loss ini menurun, menunjukkan perbaikan akurasi prediksi bounding box pada data validasi.
- d. metrics/mAP50(B): Mean Average Precision (mAP) pada IoU threshold 50%. Nilainya meningkat dari awal hingga mendekati 1, menandakan model semakin baik dalam mendeteksi objek dengan presisi tinggi.
- e. metrics/mAP50-95(B): Mean Average Precision untuk rentang IoU threshold 50% hingga 95%. Kurva ini lebih rendah dibandingkan mAP50 karena IoU threshold yang lebih ketat, tetapi meningkat secara konsisten, menunjukkan performa model yang baik di berbagai level presisi.

Secara keseluruhan grafik grafik ini sudah menunjukkan bahwa performa model yang dilatih sudah cukup baik dan model sudah layak untuk melalui proses pengujian model



Gambar 4. Confusion Matrix

Hasil dari pelatihan model YOLO11 menunjukkan kinerja yang baik dalam klasifikasi objek. Nilai diagonal matrix, yang menunjukkan prediksi yang benar, memiliki nilai yang tinggi, menandakan bahwa model mampu mengklasifikasikan objek dengan akurat. Sementara itu, elemen non-diagonal, yang menunjukkan kesalahan prediksi, memiliki nilai yang rendah, menunjukkan bahwa model berhasil meminimalkan kesalahan klasifikasi.

Berdasarkan confusion matrix diatas, penulis bisa menghitung rata-rata F1-score dari model hasil pelatihan YOLO11. Hasil perhitungann dapat dilihat pada persamaan dibawah.

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}}$$

$$\text{Precision} = \frac{190}{190 + 3} = 0.9845$$

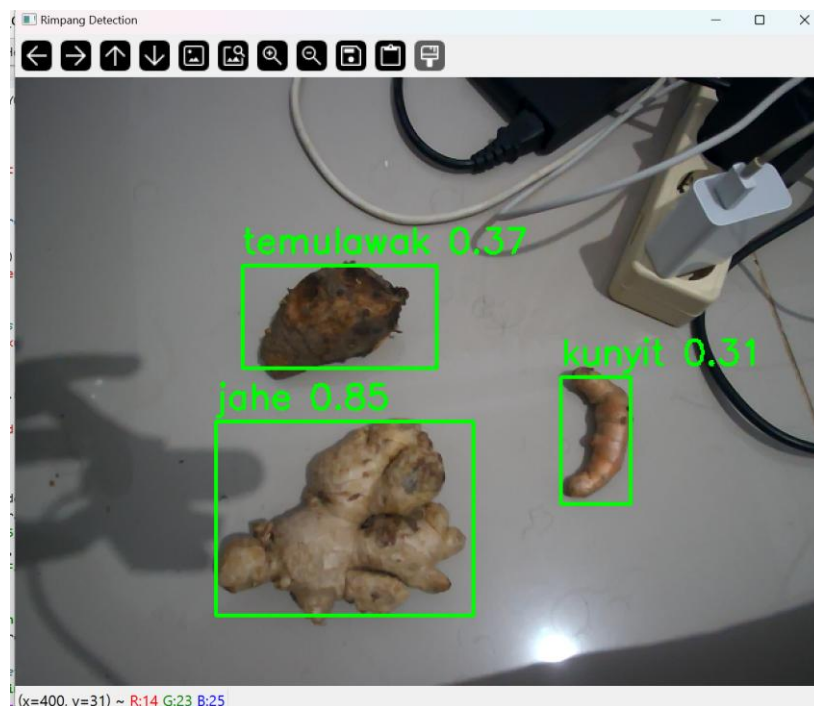
$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}}$$

$$\text{Recall} = \frac{190}{190 + 3} = 0.9845$$

$$F1 = 2 \times \frac{\text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}}$$

$$F1 = 2 \times \frac{0.9845 \times 0.9845}{0.9845 + 0.9845} = 0.9845$$

Berdasarkan hasil persamaan didapatkan bahwa F1-score sebesar 0.9845 atau 98% objek yang dideteksi benar dan akurat.



Gambar 5. Implementasi Pendeteksian

Gambar 5. menunjukkan model dapat mendeteksi 3 objek secara *realtime*. Model mendeteksi jahe dengan *confidence* 0.85, temulawak dengan *confidence* 0.37, kunyit dengan *confidence* 0.31. Model juga dapat memberikan *bounding box* dengan akurat.

4. KESIMPULAN

1. Metode CNN dan algoritma YOLO yang digunakan dalam penelitian ini berhasil mendeteksi dan mengenali tanaman rimpang dengan baik. Hasil pelatihan model dari 100 epoch mendapatkan best model pada epoch 94 dengan precision 0.98, recall 0.99 dan mAP50-95 0.96.

2. Hasil dari perhitungan F1-score mendapatkan nilai sebesar 0.98 atau 98%. Ini menunjukkan bahwa model hanya memiliki error sebesar 2% dan dapat mendeteksi dengan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. W. Ningsih, I. Hanifa, and A. ' Yunil Hisbiyah, "Pengaruh Perbedaan Metode Ekstraksi Rimpang Kunyit (*Curcuma domestica*) Terhadap Rendemen dan Skrining Fitokimia," 2020.
- [2] C. A. Rahman, D. Santosa, and P. Purwanto, "Aktivitas Rimpang Temulawak sebagai Antibakteri Berdasarkan Lokasi Tumbuhnya: Narrative Review," *Jurnal Pharmascience*, vol. 9, no. 2, p. 327, Oct. 2022, doi: 10.20527/jps.v9i2.14007.
- [3] M. S. Lubis, "Implementasi Artificial Intelligence Pada System Manufaktur Terpadu," *SEMNASTEK UISU*, 2021, Accessed: Dec. 16, 2024. [Online]. Available: <https://jurnal.uisu.ac.id/index.php/semnastek/article/view/4134>
- [4] D. Kurniawan, *Pengenalan Machine Learning Dengan Python*. Elex Media Komputindo, 2020.
- [5] N. L. Marpaung, R. J. H. Butar Butar, and S. Hutabarat, "Implementasi Deep learning untuk Identifikasi Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Transfer learning," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 9, no. 3, p. 348, Dec. 2023, doi: 10.26418/jp.v9i3.63895.
- [6] M. I. Rosadi and M. Lutfi, "Identifikasi Jenis Penyakit Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Pre-Trained Model," *Jurnal Explore IT*, 2021, doi: 10.35891/explorit.v13i2.2690.
- [7] A. Azis, "Identifikasi Jenis Ikan Menggunakan Model Hybrid Deep Learning Dan Algoritma Klasifikasi," *Sebatik*, vol. 24, no. 2, pp. 201–206, Dec. 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.wicida.ac.id/index.php/sebatik/article/view/1057>
- [8] F. Handayani, A. Sunyoto, and B. A. Putra, "Analisis convolutional neural network LeNet-5 dalam klasifikasi daun mangga," vol. 5, no. 3, pp. 562–569, 2024, doi: 10.37859/coscitech.v5i3.8213.
- [9] A. Putri Iskandar, Muhammad Ikhsan Thohir, Ivana Lucia Kharisma, Kamdan, and Anggun Fergina, "Implementasi Deteksi Langsung Pada Sistem Ujian Online Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 5, no. 2, pp. 483–492, Sep. 2024, doi: 10.37859/coscitech.v5i2.7270.
- [10] N. Z. Munantri, H. Sofyan, and M. Y. Florestiyanto, "APLIKASI PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI UMUR POHON," *Telematika*, vol. 16, no. 2, p. 97, Jan. 2020, doi: 10.31315/telematika.v16i2.3183.