

Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) VGG16

Marchel Adias Pradana¹, Rafie Ishaq Maulana², Riza Satria Putra³, Subairi^{4*}, Fetty Tri Anggraeny⁵

^{1,2,3,4,5}Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

*Penulis Korespondensi : 21081010019@student.upnjatim.ac.id

ABSTRACT

Plant disease is a major challenge in tomato farming that can reduce crop yields and product quality, one part of the plant that is often targeted is the leaf, so classification of plant disease is very important. This research was conducted to classify tomato plant diseases based on leaf images using a Convolutional Neural Network (CNN) model with VGG-16 architecture, which is known for its depth and ability to extract complex features and handle variations in image data. The results showed that the model achieved a testing accuracy of 91% and a testing validation of 92%, confirming its ability to classify various tomato diseases with sufficient generalisability. These findings demonstrate the potential of deep learning technology in improving plant disease classification systems, which can support more efficient agricultural practices.

Article History

Received : 15-12-2024
Revised : 03-01-2025
Accepted : 16-01-2025

Keywords

CNN
VGG16
Penyakit Tanaman Tomat
Deep Learning

ABSTRAK

Penyakit tanaman merupakan tantangan utama dalam pertanian tomat yang dapat mengurangi hasil panen dan kualitas produk, salah satu bagian tanaman yang sering menjadi target serangan adalah daun, sehingga klasifikasi dini penyakit tanaman menjadi sangat penting. Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan penyakit tanaman tomat berdasarkan citra daun menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG-16, yang dikenal karena kedalamannya dan kemampuannya dalam mengekstraksi fitur kompleks serta menangani variasi dalam data gambar. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi pengujian sebesar 91% dan akurasi pengujian validasi 92%, menegaskan kemampuannya dalam mengklasifikasikan berbagai penyakit tomat dengan generalisasi yang memadai. Temuan ini menunjukkan potensi teknologi deep learning dalam meningkatkan sistem klasifikasi penyakit tanaman, yang dapat mendukung praktik pertanian yang lebih efisien.

PENDAHULUAN

Tanaman tomat, salah satu komoditas penting di pasar, sangat rentan terhadap berbagai penyakit yang disebabkan oleh berbagai faktor seperti bakteri, jamur, virus, serangga, serta faktor lingkungan seperti kelembaban yang tidak tepat, suhu yang tidak sesuai, atau kondisi tanah yang kurang baik. Penyakit ini dapat mempengaruhi pertumbuhan, kesehatan, dan produktivitas tanaman, yang pada akhirnya dapat mengurangi hasil panen. Beberapa penyakit utama yang sering menyerang tanaman tomat adalah bacterial spot, early blight, late blight, leaf mold, septoria leaf spot, two-spotted-spider-mite, tomato mosaic, dan yellow curved. Klasifikasi dini terhadap penyakit-penyakit ini sangat penting untuk menjaga kualitas dan kuantitas hasil panen, serta dapat meningkatkan produktivitas dan mutu tanaman tomat secara keseluruhan[1].

Seiring dengan pesatnya perkembangan teknologi di era saat ini, berbagai penelitian menunjukkan bahwa machine learning memiliki potensi besar untuk memecahkan berbagai permasalahan yang dihadapi manusia, terutama di bidang pertanian, dalam penerapannya, machine learning kerap menjadi tools favorit yang digunakan untuk teknologi smart farming [2]. salah satu penggunaannya adalah untuk mengklasifikasikan penyakit-penyakit tanaman.

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu model deep learning yang efektif dalam mengklasifikasikan penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi, karena metode ini memanfaatkan data citra sebagai basis analisisnya[3]. Penelitian ini menggunakan model arsitektur

VGG-16, model ini dipilih karena memiliki kecepatan yang cepat dan memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih baik daripada ResNet 50[4].

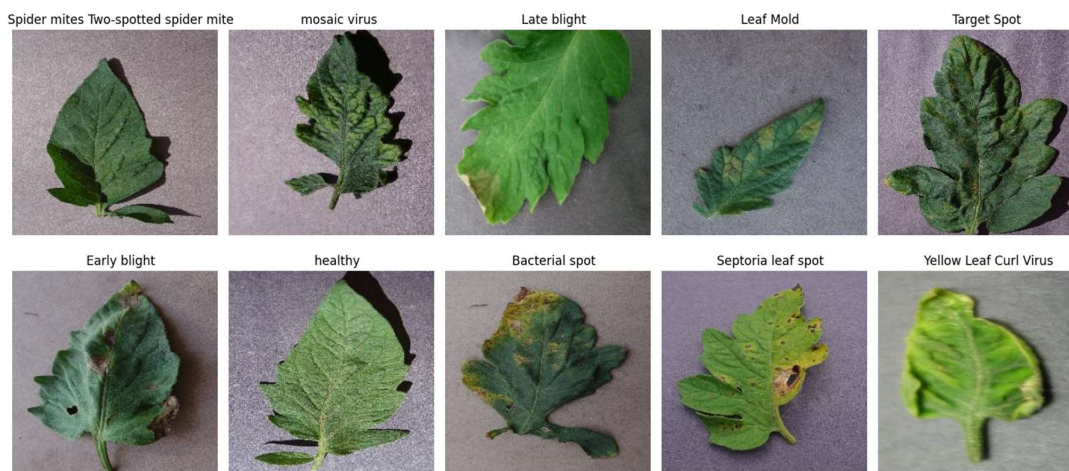
Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas klasifikasi menggunakan CNN dengan arsitektur VGG-16 terhadap dataset citra penyakit daun pada tanaman tomat, hasil akurasi digunakan sebagai parameter penilaian kinerja algoritma. Selain akurasi kecepatan arsitektur CNN dan kemampuannya dalam menghasilkan model klasifikasi yang akurat serta mudah diimplementasikan. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem yang lebih efektif untuk mengklasifikasikan penyakit tanaman tomat.

Manfaat penelitian ini meliputi peningkatan efektivitas identifikasi penyakit bagi petani, referensi tambahan bagi peneliti, serta penerapan teknologi modern dalam pertanian. Batasan penelitian mencakup penggunaan data sekunder dari Kaggle, pengujian arsitektur VGG-16, dan belum adanya implementasi langsung di lapangan. Urgensi penelitian ini terletak pada pentingnya inovasi berbasis teknologi untuk mendukung keberlanjutan hasil pertanian, sejalan dengan meningkatnya kebutuhan pangan oleh masyarakat.

TINJAUAN PUSTAKA

Penyakit Tomat

Penyakit tanaman merupakan kelainan atau gangguan pada tanaman yang disebabkan oleh berbagai faktor seperti bakteri, jamur, virus, serangga, serta faktor lingkungan seperti kelembaban yang tidak tepat, suhu yang tidak sesuai, atau kondisi tanah yang kurang baik. Penyakit ini dapat mempengaruhi pertumbuhan, kesehatan, dan produktivitas tanaman, yang pada akhirnya dapat mengurangi hasil panen. Tanaman tomat sangat rentan terhadap berbagai penyakit. Beberapa penyakit utama yang sering menyerang tanaman tomat yang dicontohkan pada gambar 1 adalah bacterial spot, early blight, late blight, leaf mold, septoria leaf spot, two-spotted-spider-mite, tomato mosaic, dan yellow curved. Klasifikasi dini terhadap penyakit-penyakit ini sangat penting untuk menjaga kualitas dan kuantitas hasil panen, serta dapat meningkatkan produktivitas dan mutu tanaman tomat secara keseluruhan[1].



Gambar 1. Citra penyakit daun tomat

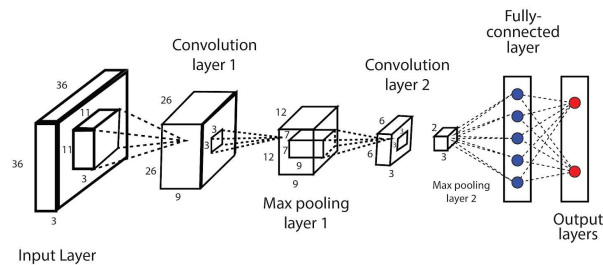
Machine Learning

Machine learning merupakan sebuah teknologi buatan yang dirancang untuk bisa belajar secara mandiri, tanpa perlu diprogram ulang atau diperintah oleh penggunanya. Salah satu bentuk dari machine learning adalah klasifikasi. Terdapat banyak sekali metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi, diantaranya adalah Naive Bayes, Support Vector Machine, Decision Tree, Fuzzy, dan Neural Network. setiap metode memiliki keunggulan dan kelemahannya masing masing

bergantung pada jenis data dan hasil yang diinginkan[5]. Misal metode Support Vector Machine yang bagus dalam klasifikasi data teks dan Neural Network yang bagus dalam mengklasifikasikan data gambar atau citra terutama Metode Convolutional Neural Network nya[6].

Convolutional Neural Network (CNN)

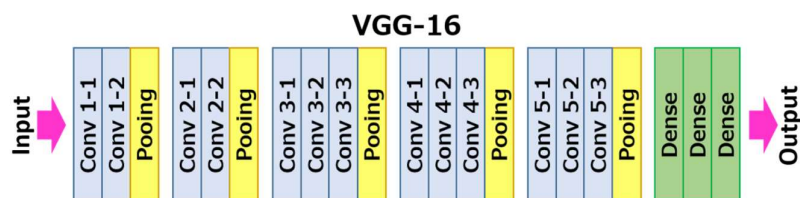
Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode deep learning yang banyak digunakan untuk klasifikasi citra diilustrasikan pada gambar 2. CNN memiliki kemampuan unggul dalam mengekstrak fitur-fitur penting dari data visual, seperti tekstur, tepi, hingga objek kompleks, yang menjadikannya pilihan utama dalam tugas-tugas berbasis gambar. CNN beroperasi melalui beberapa lapisan utama, yakni lapisan konvolusi (convolutional layers), pooling, dan fully-connected layers, yang semuanya bekerja secara berjenjang untuk menghasilkan klasifikasi akhir. Lapisan konvolusi adalah komponen inti dalam CNN yang menjalankan operasi konvolusi untuk menghasilkan peta fitur dari gambar input berdasarkan hyperparameter lapisan[7]. Pooling layer mengurangi dimensi spasial fitur untuk mengurangi komputasi, menghindari overfitting, dan meningkatkan ketahanan fitur terhadap perubahan posisi[8]. Lapisan fully connected menghubungkan semua neuron dari lapisan sebelumnya untuk menggabungkan fitur yang telah diekstraksi dan menghasilkan prediksi akhir[7]. Terakhir, output layer menggunakan fungsi logistik seperti sigmoid atau softmax untuk mengubah hasil keluaran menjadi skor probabilitas untuk setiap kelas.



Gambar 3. Penggambaran layer pada CNN
 Sumber: analyticssteps.com

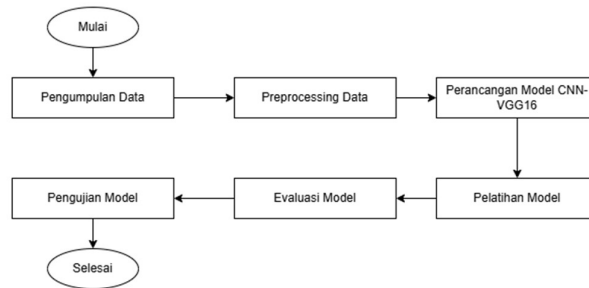
VGG-16

VGG Network merupakan arsitektur jaringan pada CNN yang dikembangkan secara kolaborasi oleh peneliti dari University of Oxford yaitu Visual Geometry Group dan Google Deepmind[9]. VGG16 merupakan salah satu model dari VGG Network yang digunakan untuk klasifikasi gambar. Terdapat 16 layer sesuai pada gambar 3 diatas dengan jaringan mendalam pada VGG16 yang dapat secara bertahap mempelajari karakteristik gambar dari yang sederhana hingga kompleks. Model ini terbagi menjadi 6 segmen, yaitu 5 segmen konvolusi yang memuat 13 layer konvolusi, dan 1 segmen fully-connected yang memuat 3 layer fully-connected[10].



Gambar 4. Model perancangan CNN VGG-16
 Sumber: medium.com

METODE



Gambar 5. *Flowchart* metode pengerjaan.

Metodologi yang digunakan pada penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan mulai dari identifikasi permasalahan hingga pengujian model, yang diharapkan menghasilkan hasil akhir. Adapun penjelasan dari masing - masing tahapan pada gambar 5 adalah sebagai berikut.

Pengumpulan Data

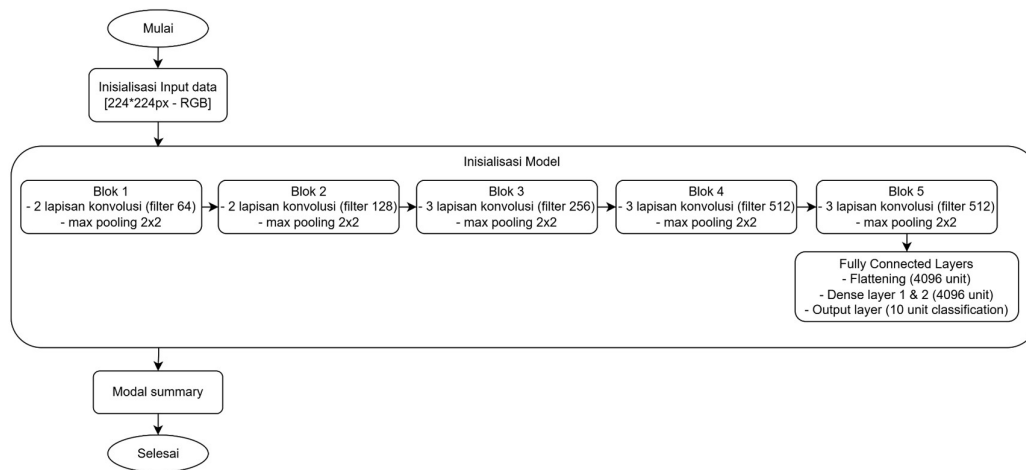
Pengumpulan data merupakan suatu cara yang digunakan oleh peneliti untuk mengumpulkan dan mendapatkan data yang tepat[12]. data sendiri memiliki banyak jenis seperti data primer, data sekunder, Data yang telah dikumpulkan akan diolah dan diuji untuk menjawab hipotesis yang telah dikemukakan sebelumnya. Dataset yang digunakan pada penelitian ini diambil dari website kumpulan dari banyak dataset yakni kaggle dengan kontributor username KAUSTUBH B dengan nama dataset Tomato leaf disease detection pada <https://www.kaggle.com/datasets/kaustubhb999/tomatoleaf>[15].

Preprocessing Data

Pada tahapan dilakukan untuk memastikan apakah dataset layak untuk dilakukan proses selanjutnya. Dataset yang didapat akan melalui proses cleaning, normalisasi ataupun tahapan lainnya yang cocok dengan algoritma CNN sehingga dapat meningkatkan keefektifitasan kinerja algoritma[13]. *Preprocessing* pada penelitian ini mulai dari melakukan pembagian dataset, kemudian normalisasi data dengan mengubah rentang pixel pada gambar, hingga menyusun batch data dari *dataframe* untuk mengubah ukuran menjadi 224x224 piksel dan mengkategorikan dataset dengan mengacak gambar agar evaluasi model lebih representatif.

Perancangan Model

Tahapan selanjutnya adalah dengan merancang arsitektur VGG16 untuk nantinya digunakan oleh model CNN yang dijelaskan pada Gambar 2. Perancangan model VGG16 dimulai dengan pengaturan ukuran gambar 224x224 piksel dengan tiga saluran warna (RGB), didefinisikan dalam variabel *img_shape* untuk memastikan konsistensi input. Model diinisialisasi sebagai objek *Sequential*, dengan penambahan lapisan secara berurutan. Blok 1 terdiri dari dua lapisan konvolusi dengan 64 filter, kernel 3x3, padding 'same', fungsi aktivasi ReLU, dan diakhiri dengan max pooling 2x2 untuk mengurangi dimensi data. Blok 2 mengikuti pola serupa dengan dua lapisan konvolusi 128 filter dan max pooling. Blok 3 memiliki tiga lapisan konvolusi 256 filter, diikuti dengan max pooling. Blok 4 dan 5 masing-masing memiliki tiga lapisan konvolusi 512 filter dan max pooling untuk menangkap fitur yang lebih kompleks. Setelah blok konvolusi, data diratakan melalui flattening dan diteruskan ke dua lapisan dense masing-masing dengan 4096 unit dan aktivasi ReLU. Lapisan terakhir adalah dense layer dengan 10 unit dan softmax untuk klasifikasi multi-kelas. Struktur model dirangkum menggunakan *model.summary()* untuk analisis parameter dan performa model.



Gambar 2. Tahap perancangan *CNN VGG-16*

Training Model

Selanjutnya pada proses training dilakukan untuk mengoptimalkan bobot-bobot jaringan sehingga model dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Proses ini dimulai dengan mengkompilasi model menggunakan optimizer (seperti Adam), fungsi loss (categorical_crossentropy), dan metrik evaluasi (accuracy), kemudian menjalankan pelatihan menggunakan fungsi fit() untuk memperbarui bobot melalui backpropagation dan optimasi, serta menyesuaikan hyperparameter seperti learning rate, batch size, dan jumlah epoch guna meminimalkan error dan meningkatkan akurasi prediksi.

Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data pengujian. Model akan dijalankan pada data pengujian untuk menghasilkan prediksi. Kemudian, prediksi ini dibandingkan dengan label asli pada data pengujian untuk menghitung matrik evaluasi untuk akurasi. Nilai tersebut didapat dari perhitungan *confusion matrix* yakni tabel yang menunjukkan hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya, dengan elemen:

- True Positive (TP) : Data positif yang diprediksi benar.
- True Negative (TN) : Data negatif yang diprediksi benar.
- False Positive (FP) : Data negatif yang diprediksi salah sebagai positif.
- False Negative (FN) : Data positif yang diprediksi salah sebagai negatif.

Nilai akurasi diperoleh dengan rumus:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Pengujian Model

Pengujian model adalah tahap kritis untuk menilai kinerja model pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya, guna memastikan generalisasi model. Dalam penelitian ini, pengujian dilakukan dengan menggunakan data pengujian untuk mengevaluasi prediksi model berdasarkan label asli dengan melihat hasil dari akurasi model. Selanjutnya, model diuji pada data baru untuk menguji konsistensi dan keandalan prediksi pada skenario dunia nyata. Jika performa memadai, model siap diimplementasikan; namun, jika diperlukan, dilakukan optimasi lebih lanjut melalui penyesuaian hyperparameter atau arsitektur untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan metode yang telah dijelaskan sebelumnya, selanjutnya adalah tahap implementasi metode dengan menguji secara langsung apa yang telah dituliskan pada penelitian ini sehingga diharapkan menghasilkan keluaran berupa 10 kelas penyakit pada daun tomat yang sesuai dengan apa yang telah dituliskan.

Performa Model

Untuk mengetahui performa model yang sudah dibangun dan dilatih, akan disajikan hasil serta analisis dari pengujian klasifikasi penyakit tanaman tomat yang dilakukan menggunakan model CNN dengan arsitektur VGG-16. Penelitian ini mengeksplorasi variasi beberapa parameter inisialisasi yang berpengaruh terhadap performa model. Parameter-parameter yang dianalisis meliputi ukuran batch (*batch size*), jumlah epoch, laju pembelajaran (*learning rate*), dan jenis *optimizer* yang digunakan. Dalam penelitian ini, pengujian dilakukan dengan menetapkan ukuran *batch* sebesar 16, jumlah epoch sebanyak 20, laju pembelajaran sebesar 0.0001, dan menggunakan *optimizer* Adam.



Gambar 5. Grafik accuracy dan loss

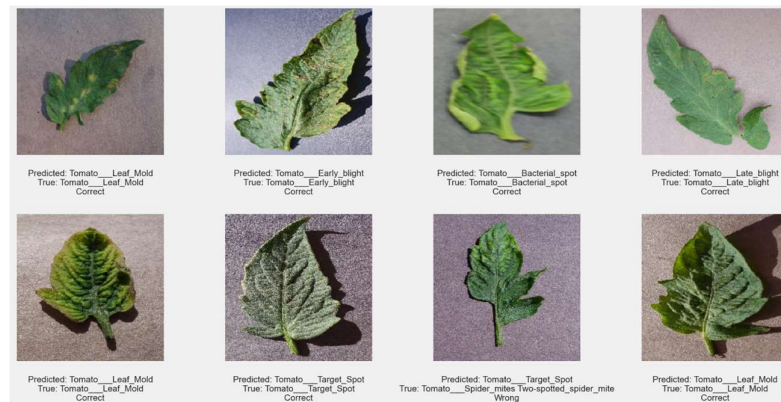
Gambar 15 menunjukkan grafik hasil pelatihan model CNN dengan arsitektur VGG16, yang menggambarkan loss dan akurasi selama proses pelatihan. Pada grafik di sebelah kiri, terlihat bahwa nilai *training loss* (garis merah) menurun secara signifikan, menunjukkan bahwa model semakin baik dalam memprediksi data pelatihan. Sementara itu, *validation loss* (garis hijau) juga menunjukkan tren penurunan, meskipun dengan fluktuasi yang lebih besar. Penurunan yang stabil pada kedua grafik ini menunjukkan bahwa model tidak hanya belajar dari data pelatihan, tetapi juga mampu menggeneralisasi dengan baik pada data yang tidak terlihat sebelumnya.

Pada grafik sebelah kanan, akurasi menunjukkan bahwa *training accuracy* (garis merah) meningkat dengan cepat dan mendekati nilai 1, yang menandakan efektivitas model dalam mengenali pola dari data pelatihan. *Validation accuracy* (garis hijau) juga menunjukkan peningkatan yang konsisten, mencapai sekitar 0.9 pada akhir pelatihan. Hasil ini mencerminkan bahwa model CNN dengan arsitektur VGG16 telah dilatih dengan baik, dengan performa yang memuaskan baik pada data pelatihan maupun validasi.

Evaluasi dan pengujian model

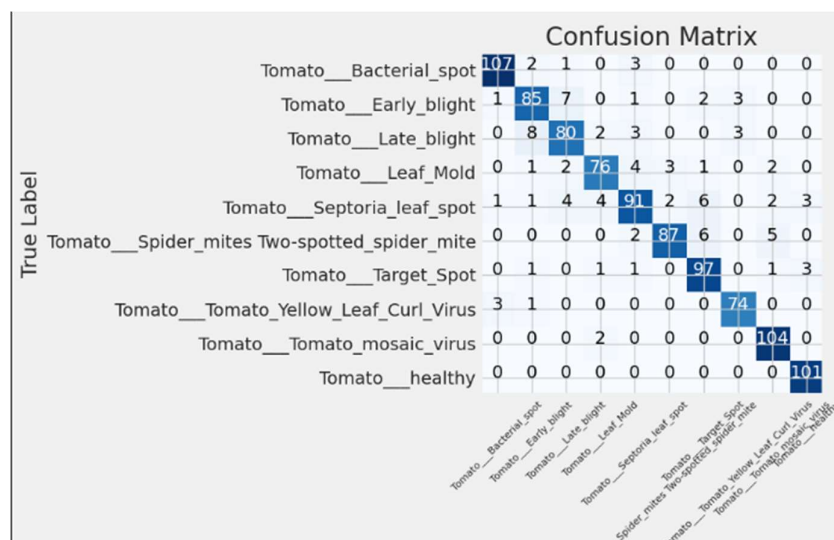
Dalam penelitian ini, evaluasi model dilakukan dengan menggunakan Confusion Matrix, yang merupakan metode untuk menilai kinerja sebuah model dalam masalah klasifikasi. Metode ini

sangat berguna untuk menghitung metrik seperti precision, recall, accuracy, dan f1-score, yang berkaitan dengan jumlah prediksi yang benar atau salah untuk setiap kelas. setelah itu dilakukan proses plotting untuk hasil klasifikasi yang sesuai akan diberi label *correct* dan untuk hasil yang salah akan diberi label *wrong*. Hasil tersebut dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6 Hasil Klasifikasi

Proses klasifikasi menghasilkan akurasi pelatihan mencapai 99% dan akurasi validasi sebesar 92%. selanjutnya dilakukan pengujian berdasarkan model terbaik yang diperoleh selama proses pelatihan. Model yang diuji merupakan hasil pelatihan dengan hyperparameter yang telah ditentukan sebelumnya. untuk hasilnya di plotting dalam confusion matrix seperti pada gambar 7.



Gambar 7 Plot hasil confusion matrix

Gambar diatas menampilkan plot hasil evaluasi *confusion matrix* berhasil digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman tomat dengan model CNN dengan arsitektur VGG16 yang dilakukan pada model dengan data *testing* sebanyak 1000 data. Model yang dikembangkan mampu memprediksi data *testing* dengan akurat, akurasi yang diperoleh dalam pengujian

menggunakan confusion matrix mencapai 91%. Hasil ini menunjukkan bahwa model yang diterapkan sudah melewati pengujian dengan hasil yang sangat baik dalam mengklasifikasikan jenis penyakit tanaman tomat.

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa model CNN dengan arsitektur VGG-16 memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan 10 macam penyakit tanaman tomat. Dengan akurasi pelatihan 99%, akurasi pengujian sebesar 91% dan akurasi validasi sebesar 92%, model mampu mengklasifikasikan berbagai penyakit dengan tingkat generalisasi yang memadai. Penggunaan preprocessing data, seperti normalisasi dan augmentasi, berkontribusi pada efektivitas pelatihan. Meskipun hasilnya cukup memuaskan, optimasi lebih lanjut terhadap hyperparameter dapat dilakukan untuk meningkatkan performa model. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi signifikan dalam penerapan teknologi deep learning pada bidang pertanian, khususnya dalam mendukung smart farming.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Gleason, M. L. (2005). Tomato Diseases and Disorders. In Ames, IA: Iowa State University, University Extension. (Issue August).
- [2] Rachmawati, R. R. (2021). Smart Farming 4.0 Untuk Mewujudkan Pertanian Indonesia Maju, Mandiri, Dan Modern. *Forum Penelitian Agro Ekonomi*, 38(2), 137. <https://doi.org/10.21082/fae.v38n2.2020.137-154>
- [3] F. A. Danendra, F. T. Anggraeny, and H. Maulana, "Klasifikasi Citra Penyakit Daun Cabai Rawit Dengan Menggunakan CNN Arsitektur AlexNet dan SqueezeNet," *Syntax J. Inform.*, vol. 12, no. 01, pp. 50–61, 2023.
- [4] Berliani, Tasya., dkk (2023), Perbandingan Kemampuan Klasifikasi Citra X-ray Paru-paru menggunakan Transfer Learning ResNet-50 dan VGG-16, *Journal of Medicine and Health (JMH)*, 5(2), 123-135. <https://doi.org/10.28932/jmh.v5i2.6116>
- [5] Wibawa, A. P., Guntur, M., Purnama, A., Fathony Akbar, M., & Dwiyanto, F. A. (2018). Metode-metode Klasifikasi. *Prosiding Seminar Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 3(1), 134–138.
- [6] Yanto, B., Fimawahib, L., Supriyanto, A., Hayadi, B. H., & Pratama, R. R. (2021). Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 6(2), 259. <https://doi.org/10.35314/isi.v6i2.2104>
- [7] Iswanto, D., & UN, D. H. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 22(2), 900-905. <http://dx.doi.org/10.33087/jiubj.v22i2.2065>
- [8] Hafifah, F., Rahman, S., & Asih, M. S. (2021). Klasifikasi Jenis Kendaraan Pada Jalan Raya Menggunakan Metode Convolutional Neural Networks (CNN). *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 2(5), 292-301.
- [9] Z. Liu, J. Peng, X. Guo, S. Chen, L. Liu (2024). Breast cancer classification method based on improved VGG16 using mammography images. *Journal of Radiation Research and Applied Sciences*. <https://doi.org/10.1016/j.jrras.2024.100885>
- [10] Y. Chen, Y. Chen, S. Fu, W. Yin, K. Liu, S. Qian (2023). VGG16-based intelligent image analysis in the pathological diagnosis of IgA nephropathy. *Journal of Radiation Research and Applied Sciences*. <https://doi.org/10.1016/j.jrras.2023.100626>
- [11] Nasution, A. R. S. (2021). Identifikasi Permasalahan Penelitian. *ALACRITY : Journal Of Education*, 1(2), 13-19. <https://doi.org/10.52121/alacrity.v1i2.21>
- [12] Makbul, M. (2021). Metode Pengumpulan Data dan Instrumen Penelitian. <https://doi.org/10.31219/osf.io/svu73>
- [13] Sirait, K. B., dkk (2022) Pengelompokan Produksi Telur di Provinsi Jawa Barat dengan Menggunakan Algoritma K-Means: Grouping of Egg Production in West Java Province Using the K-Means Algorithm. <https://journal.irpi.or.id/index.php/sentimas/article/view/349%.>

- [14] Setiawan, E. (n.d.). *Arti kata simpul - Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) Online*.
<https://kbbi.web.id/simpul>
- [15] Kaustubh, Tomato leaf disease detection. 2019. [Online]. Available:
<https://www.kaggle.com/datasets/kaustubhb999/tomatoleaf>