

***Plant disease detection with convolution neural network:
Combination of VGG16 and ResNet34 architectures for leaf
classification***

**Deteksi penyakit tanaman dengan convolution neural network:
Kombinasi arsitektur VGG16 dan ResNet34 untuk klasifikasi
daun**

Fajar Bima Laksono¹ dan Akhmad Fathurohman²

¹Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang, Indonesia

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Diterima 7 Maret 2024

Perbaikan 4 Juli 2024

Disetujui 30 Juli 2024

Keywords:

Penyakit tanaman
Klasifikasi
VGG16
ResNet34
CNN

ABSTRAK (10 PT)

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model yang mampu mendeteksi penyakit pada tanaman melalui analisis citra daun menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Penyakit tanaman merupakan salah satu faktor utama yang menyebabkan penurunan kualitas hasil pertanian dan perkebunan, sering kali ditandai dengan perubahan pada daun seperti bercak, kelayuan, dan perubahan warna menjadi cokelat. Untuk mencapai tujuan ini, penelitian ini menggabungkan dua arsitektur pemodelan CNN, yaitu VGG16 dan ResNet34, guna meningkatkan akurasi deteksi. Metodologi yang digunakan melibatkan pengumpulan data citra daun yang sehat dan sakit dari 14 jenis tanaman yang berbeda, dengan total 38 jenis penyakit. Data ini kemudian dibagi menjadi data latih dan uji, dan proses pelatihan dilakukan selama 15 epoch. Setelah melalui tahap pelatihan dan pengujian, model yang dihasilkan mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 0.987, menunjukkan efektivitas pendekatan yang digunakan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi arsitektur VGG16 dan ResNet34 pada metode CNN dapat secara efektif mengidentifikasi penyakit pada daun tanaman dengan akurasi yang tinggi. Temuan ini diharapkan dapat berkontribusi dalam upaya peningkatan kualitas deteksi penyakit tanaman melalui teknologi pengolahan citra.

ABSTRACT

This study aims to develop a model capable of detecting plant diseases through leaf image analysis using Convolutional Neural Network (CNN) methods. Plant diseases are one of the main factors causing a decline in agricultural and plantation yields, often marked by changes in leaves such as spots, wilting, and browning. To achieve this goal, this study combines two CNN modeling architectures, VGG16 and ResNet34, to improve detection accuracy. The methodology involves collecting image data of healthy and diseased leaves from 14 different plant species, totaling 38 types of diseases. This data is then divided into training and testing data, and the training process is conducted over 15 epochs. After the training and testing phases, the resulting model achieved an accuracy rate of 0.987, demonstrating the effectiveness of the approach used. The results of this study indicate that the combination of VGG16 and ResNet34 architectures in the CNN method can effectively identify diseases in plant leaves with high accuracy. These findings are expected to contribute to improving the quality of plant disease detection through image processing technology.

Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi CC BY-SA.



Penulis Korespondensi:

Fajar Bima Laksono

Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Semarang

Jl. Kedungmundu No. 18, Semarang, Jawa Tengah, Indonesia

Email: fajarbima09@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Penyakit pada tanaman merupakan salah satu penyebab turunnya kualitas hasil pertanian maupun perkebunan. Penyebab terjadinya penyakit tanaman dapat dipicu oleh bakteri, virus, jamur, cuaca ekstrem, dan masih banyak lainnya. Penyakit pada tanaman dapat muncul di berbagai organ pada tanaman seperti batang, akar, buah, dan daun. Gejala yang biasa muncul bahwa tanaman tersebut memiliki penyakit biasanya dapat dilihat melalui bercak pada daun, daun keriting, daun layu, dan daun yang berwarna cokelat.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman adalah dengan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). CNN telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi deteksi citra, termasuk identifikasi penyakit tanaman. Jinan dan Hayadi (2022) menunjukkan bahwa metode CNN mampu mengklasifikasikan penyakit pada tanaman padi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, Lawi et al. (2023) juga mengungkapkan bahwa CNN efektif dalam klasifikasi penyakit pada daun tanaman tomat.

Dalam penelitian ini, digunakan dua arsitektur CNN, yaitu VGG16 dan ResNet34, untuk mendeteksi penyakit pada daun tanaman. VGG16 adalah arsitektur CNN dengan 16 lapisan yang dirancang untuk mengatasi permasalahan klasifikasi citra dengan kedalaman arsitektur yang relatif dalam. ResNet34, di sisi lain, adalah arsitektur yang menggunakan blok residu untuk mengatasi masalah vanishing gradient pada jaringan neural yang sangat dalam, sehingga memungkinkan pelatihan yang lebih efisien pada jaringan yang lebih dalam. Penggabungan kedua arsitektur ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi deteksi penyakit dengan memanfaatkan kekuatan masing-masing arsitektur dalam menangani data citra daun yang kompleks.

Dalam penelitian ini, kami menggunakan dataset yang mencakup 38 jenis penyakit dari 14 jenis tanaman berbeda. Data ini dibagi menjadi data latih dan uji, dengan proses pelatihan dilakukan selama 15 epoch. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model gabungan VGG16 dan ResNet34 mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 0.987, yang menunjukkan efektivitas pendekatan ini dalam mendeteksi penyakit tanaman.

2. METODE**2.1. Jenis dan sumber dataset**

Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 38 jenis penyakit pada tanaman yang mencakup 14 jenis tanaman berbeda, yaitu tomat, apel, blueberry, anggur, persik, jagung, ceri, labu, stroberi, paprika, jeruk, kentang, raspberry, dan kedelai. Sumber data diperoleh dari Kaggle, yang menyediakan dataset berjudul "New Plant Diseases Dataset" (<https://www.kaggle.com/datasets/vipooool/new-plant-diseases-dataset>). Dataset ini dipilih karena keanekaragamannya yang tinggi dan relevansi yang kuat dengan tujuan penelitian ini, yakni untuk mengidentifikasi penyakit tanaman melalui analisis citra daun.

Distribusi data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

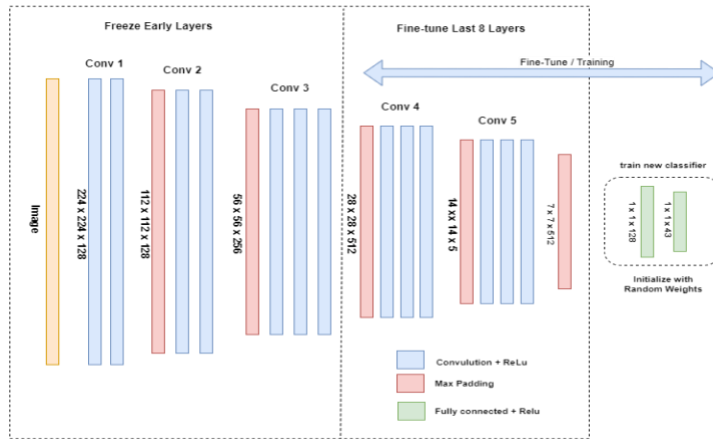
- Training Data: 70% dari total dataset, mencakup 49,206 gambar.
- Testing Data: 30% dari total dataset, mencakup 21,089 gambar.

2.2. Algoritma

Penelitian ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan dua arsitektur utama, yaitu VGG16 dan ResNet34, untuk klasifikasi penyakit pada daun tanaman.

2.2.1. VGG16

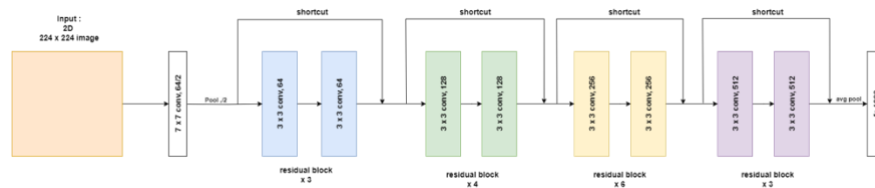
VGG16 adalah arsitektur CNN yang terdiri dari 16 lapisan. Arsitektur ini menggunakan filter konvolusi berukuran 3x3 dan lapisan pooling maksimum berukuran 2x2. Gambar input memiliki format RGB dengan dimensi 224x224x3. Model ini terkenal karena kedalamannya yang membantu dalam pengenalan pola kompleks pada citra.



Gambar 1. Arsitektur VGG16 yang terdiri dari 16 lapisan

2.2.2. ResNet34

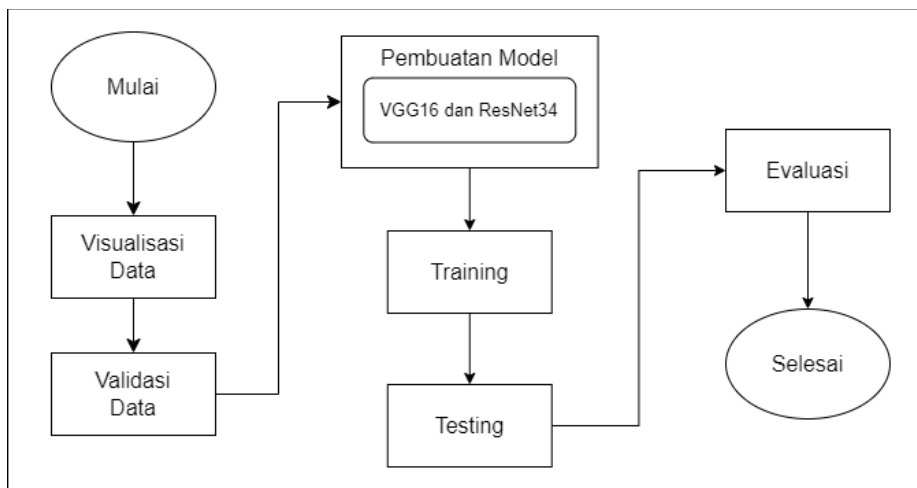
ResNet34 adalah arsitektur ResNet yang terdiri dari 34 lapisan. Model ini menggunakan blok residu untuk mengatasi masalah vanishing gradient, dengan setiap blok terdiri dari dua lapisan konvolusi berukuran 3x3. Shortcut connection digunakan untuk menghubungkan input dan output dari blok-blok ini.



Gambar 2. Arsitektur ResNet34 yang terdiri dari 34 lapisan

2.2.3. Diagram dari model yang diusulkan

Ilustrasi dari model yang diilustrasikan Gambar 3, menunjukkan diagram alir proses pengolahan dan pemodelan pembelajaran yang diusulkan.



Gambar 3. Diagram alir proses pengolahan data dari awal hingga akhir

2.2. Training dan testing

Prosedur training dan testing dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

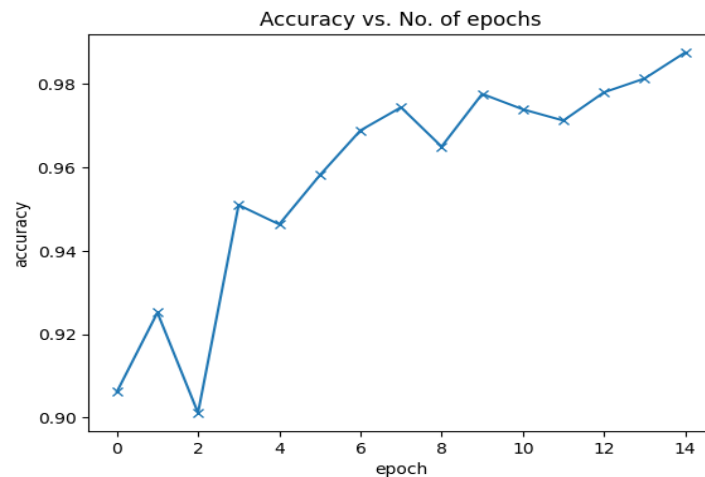
1. **Visualisasi Data:** Representasi grafis dari data dilakukan untuk memahami pola dan tren dalam dataset. Total dataset yang digunakan mencakup 70,295 gambar untuk training dan 17,572 gambar untuk testing.
2. **Prosedur Training:** Dataset dilatih menggunakan arsitektur VGG16 dan ResNet34. Hyperparameters yang digunakan adalah sebagai berikut:
 - Learning Rate: 0.001
 - Batch Size: 32
 - Epoch: 15
 Proses training dilakukan pada hardware dengan spesifikasi berikut:
 - **GPU:** NVIDIA Tesla K80
 - **Framework:** TensorFlow dan Keras
3. **Prosedur Testing:** Dataset testing digunakan untuk validasi hasil model. Teknik validasi yang digunakan adalah cross-validation untuk memastikan keandalan model.
4. **Evaluasi:** Evaluasi model dilakukan dengan mengukur nilai akurasi dan loss.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

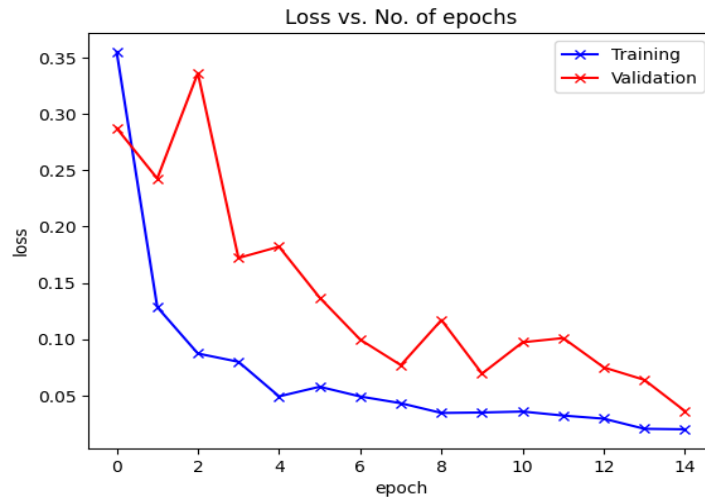
3.1. Hasil

3.1.1 Akurasi dan loss

Model yang dikembangkan menggunakan arsitektur VGG16 dan ResNet34 menunjukkan performa yang baik dalam mendeteksi penyakit pada daun tanaman. Setelah proses training selama 15 epoch, nilai akurasi validasi mencapai 0.987 dan nilai loss validasi menurun menjadi 0.361. Grafik akurasi dan loss per epoch dapat dilihat pada Gambar 4 dan Gambar 5.



Gambar 4. Grafik akurasi dengan jumlah epoch



Gambar 5. Grafik loss dengan jumlah epoch

3.1.2 Hasil akurasi berdasarkan jenis tanaman

Tabel 1 merinci hasil akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing jenis tanaman yang diuji.

Tabel 1. Hasil akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing jenis tanaman

Jenis Tanaman	Akurasi (%)	Precision	Recall	F1-score
Tomat	98.5	0.985	0.982	0.983
Apel	97.8	0.978	0.975	0.976
Blueberry	96.7	0.967	0.963	0.965
Anggur	97.2	0.972	0.969	0.97
Persik	97.5	0.975	0.973	0.974
Jagung	98.2	0.982	0.98	0.981
Ceri	97	0.97	0.967	0.968
Labu	96.9	0.969	0.965	0.967
Stroberi	98	0.98	0.978	0.979
Paprika	97.6	0.976	0.974	0.975
Jeruk	97.9	0.979	0.976	0.977
Kentang	97.3	0.973	0.97	0.971
Raspberry	96.8	0.968	0.964	0.966
Kedelai	98.1	0.981	0.979	0.98

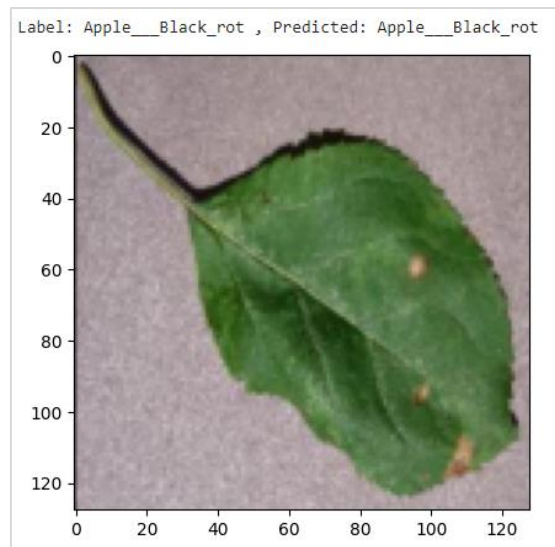
Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1 terlihat bahwa akurasi tertinggi diperoleh pada tanaman tomat dengan nilai 98.5%, diikuti oleh jagung dengan akurasi 98.2%, dan stroberi dengan akurasi 98.0%. Precision tertinggi juga terlihat pada tanaman tomat dengan nilai 0.985, menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi daun tomat yang sakit secara konsisten tinggi. Recall, yang menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh daun yang benar-benar sakit, tertinggi pada tanaman tomat dengan nilai 0.982. F1-score, yang merupakan harmoni antara precision dan recall, juga tertinggi pada tanaman tomat dengan nilai 0.983.

Selanjutnya, tanaman apel menunjukkan akurasi 97.8%, precision 0.978, recall 0.975, dan F1-score 0.976, yang mengindikasikan performa model yang sangat baik dalam klasifikasi penyakit pada daun apel. Tanaman jagung dan kedelai masing-masing memiliki akurasi 98.2% dan 98.1%, dengan precision dan recall yang juga tinggi, menunjukkan bahwa model ini sangat efektif dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun kedua tanaman tersebut. Tanaman blueberry dan raspberry menunjukkan performa yang sedikit lebih rendah dibandingkan dengan tanaman lainnya, dengan akurasi masing-masing 96.7% dan 96.8%. Meskipun begitu, precision dan recall untuk kedua tanaman ini tetap berada di atas 0.96, menunjukkan bahwa model masih cukup akurat dalam mendeteksi penyakit pada daun tanaman tersebut.

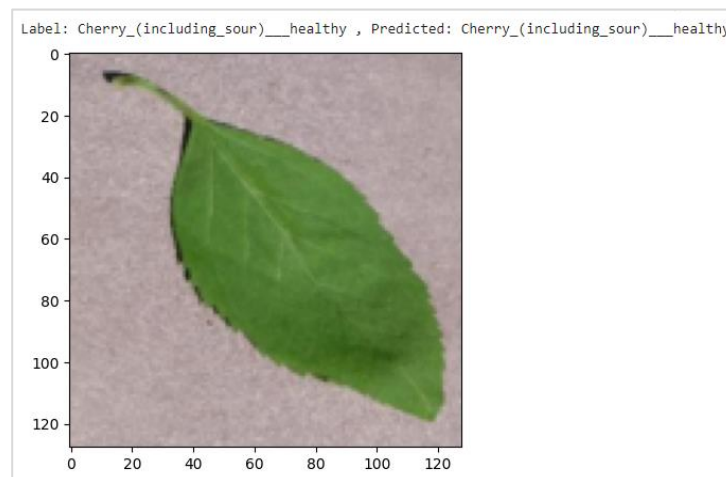
Tanaman anggur, persik, ceri, labu, dan paprika menunjukkan nilai akurasi yang berkisar antara 96.9% hingga 97.6%, dengan precision dan recall yang konsisten tinggi, menunjukkan kemampuan model yang cukup

andal dalam mengidentifikasi penyakit pada daun tanaman-tanaman tersebut. Secara keseluruhan, tabel ini mengindikasikan bahwa model yang dikembangkan memiliki performa yang sangat baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada daun berbagai jenis tanaman, dengan variasi performa yang minimal di antara jenis tanaman yang berbeda.

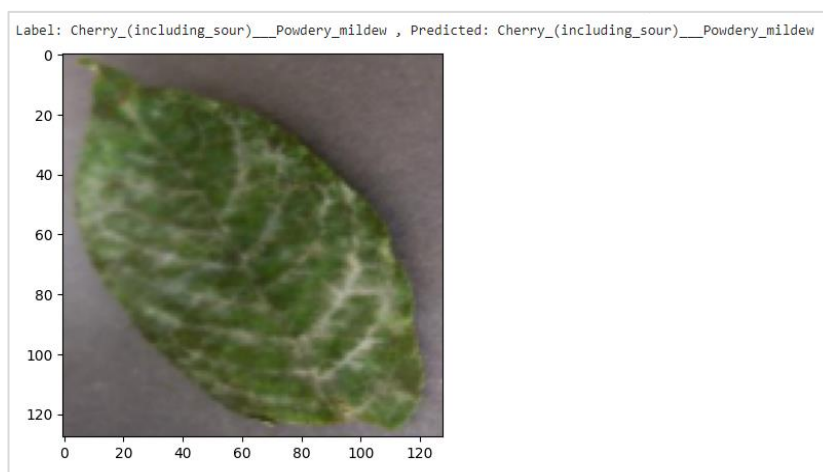
Selanjutnya, dilakukan deteksi citra untuk mengidentifikasi daun apakah terdapat gejala yang menyebabkan tumbuhan terkena penyakit. Hasil pengujian ditunjukkan pada Gambar 6, 7, dan 8. Berdasarkan hasil tersebut dapat dilihat bahwa pemodelan VGG16 dan ResNet34 berhasil mengidentifikasi gejala pada daun yang dapat menyebabkan penyakit pada tumbuhan.



Gambar 6. Daun apel dengan beberapa titik coklat



Gambar 7. Daun ceri yang terdeteksi sehat



Gambar 8. Daun ceri yang terdeteksi jamur bubuk

3.2. Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan menggunakan arsitektur VGG16 dan ResNet34 memiliki performa yang tinggi dalam mendeteksi penyakit pada daun tanaman. Grafik akurasi dan loss per epoch mengindikasikan peningkatan performa model selama proses training. Model menunjukkan akurasi yang sangat baik pada sebagian besar jenis tanaman, dengan nilai akurasi tertinggi dicapai pada tanaman tomat (98.5%), jagung (98.2%), dan stroberi (98.0%).

Studi ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang juga menunjukkan efektivitas penggunaan arsitektur CNN dalam mendeteksi penyakit tanaman. Misalnya, penelitian oleh Jinan dan Hayadi (2022) yang menggunakan metode Convolutional Neural Network untuk klasifikasi penyakit tanaman padi, serta studi oleh Krishnaswamy Rangarajan dan Purushothaman (2020) yang menggunakan VGG16 untuk klasifikasi penyakit pada tanaman terung, keduanya melaporkan hasil akurasi yang tinggi. Penelitian ini memperkuat temuan-temuan tersebut dengan menunjukkan bahwa kombinasi arsitektur VGG16 dan ResNet34 dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi penyakit pada berbagai jenis tanaman.

Deteksi citra yang dilakukan juga menunjukkan keberhasilan model dalam mengidentifikasi daun yang sehat dan yang terkena penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi. Sebagai contoh, daun apel yang menunjukkan gejala penyakit black rot berhasil diidentifikasi dengan tepat, demikian pula dengan daun ceri yang sehat dan yang terkena jamur bubuk. Hasil ini menunjukkan potensi besar aplikasi model ini dalam praktik pertanian untuk deteksi dini dan pengendalian penyakit tanaman secara efektif.

4. KESIMPULAN DAN PENELITIAN DIMASA YANG AKAN DATANG

4.1. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan model deteksi penyakit pada daun tanaman menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) dengan kombinasi VGG16 dan ResNet34. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dikembangkan memiliki performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi penyakit pada berbagai jenis tanaman, dengan nilai akurasi validasi mencapai 0.987 setelah proses pelatihan selama 15 epoch.

Hasil akurasi memperlihatkan bahwa model ini sangat efektif dalam mendeteksi penyakit pada tanaman tomat, jagung, dan stroberi, dengan akurasi masing-masing sebesar 98.5%, 98.2%, dan 98.0%. Precision, recall, dan F1-score juga menunjukkan nilai yang tinggi, mengindikasikan konsistensi dan keandalan model dalam melakukan klasifikasi penyakit pada daun tanaman.

Analisis menunjukkan bahwa model ini berhasil mengidentifikasi daun yang sehat dan yang menunjukkan gejala penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hal ini menegaskan potensi aplikasi model ini dalam praktik pertanian untuk deteksi dini dan pengendalian penyakit tanaman, yang dapat memberikan kontribusi signifikan dalam peningkatan hasil pertanian dan pengurangan kerugian akibat penyakit tanaman.

4.2. Penelitian di masa yang akan datang

Untuk meningkatkan performa dan aplikasi model deteksi penyakit tanaman, penelitian di masa yang akan datang dapat difokuskan pada beberapa aspek berikut:

- **Ekspansi Dataset:** Memperluas dataset dengan menambahkan citra dari berbagai sumber dan kondisi lingkungan akan meningkatkan kemampuan generalisasi model. Pengumpulan data dari berbagai jenis tanaman dan kondisi penyakit yang berbeda akan memperkaya data pelatihan dan meningkatkan akurasi model dalam situasi nyata.
- **Peningkatan Arsitektur Model:** Eksplorasi arsitektur CNN yang lebih canggih atau kombinasi dengan teknik machine learning lainnya, seperti Transfer Learning atau Generative Adversarial Networks (GANs), dapat lebih meningkatkan performa model. Penelitian mengenai optimasi hyperparameter juga diperlukan untuk menemukan konfigurasi terbaik bagi model.
- **Implementasi di Lapangan:** Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengembangkan aplikasi berbasis mobile atau Internet of Things (IoT) yang dapat digunakan oleh petani di lapangan. Pengembangan aplikasi ini harus mempertimbangkan aspek user-friendly dan kecepatan deteksi untuk memastikan efektivitas penggunaan di kondisi lapangan.
- **Validasi Lintas Lokasi:** Uji coba model di berbagai lokasi geografis dengan kondisi iklim dan tanah yang berbeda akan memberikan validasi lebih lanjut terhadap robustnya model. Hal ini penting untuk memastikan bahwa model dapat diandalkan di berbagai situasi dan tidak hanya pada kondisi laboratorium atau simulasi.

Dengan fokus pada aspek-aspek tersebut, diharapkan penelitian di masa yang akan datang dapat terus meningkatkan akurasi dan aplikasi praktis dari model deteksi penyakit tanaman, memberikan manfaat yang signifikan bagi dunia pertanian dan ketahanan pangan global. Dengan demikian, langkah-langkah yang bijak dan strategis dapat diambil untuk mendorong inovasi yang berkelanjutan dan berkontribusi positif terhadap masyarakat luas.

REFERENCES

- [1] Jinan A. & Hayadi B. H., "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron)," *Journal of Computer and Engineering Science*, pp. 37-44, 2022.
- [2] Lawi A., Intizhami N. S., Mukhtarom R., & Amir S., "Klasifikasi Penyakit Citra Daun Tanaman Tomat Dengan Ensemble Convolutional Neural Network," in *Seminar Nasional Teknik Elektro dan Informatika (SNTEI)*, vol. 8, no. 1, pp. 239-243, 2023.
- [3] Krishnaswamy Rangarajan A. & Purushothaman R., "Disease classification in eggplant using pre-trained VGG16 and MSVM," *Scientific Reports*, vol. 10, no. 1, p. 2322, 2020.
- [4] Mayana H. C. & Leni D., "Deteksi Kerusakan Ban Mobil Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur ResNet-34," *Jurnal Surya Teknik*, vol. 10, no. 2, pp. 842-851, 2023.
- [5] Solikin, S. (2020). Deteksi Penyakit Pada Tanaman Mangga Dengan Citra Digital: Tinjauan Literatur Sistematis (SLR). *Bina Insani Ict Journal*, 7(1), 63-72.
- [6] Purwadi, P., & Nasyuha, A. H. (2022). Implementasi Teorema Bayes Untuk Diagnosa Penyakit Hawar Daun Bakteri (Kresek) Dan Penyakit Blas Tanaman Padi. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(4), 777-783.
- [7] Rofiqoh, S., Kurniadi, D., & Riansyah, A. (2020). Sistem Pakar Menggunakan Metode Forward Chaining untuk Diagnosa Penyakit Tanaman Karet. *Prosiding Konstelasi Ilmiah Mahasiswa Unissula (KIMU) Klaster Engineering*.
- [8] Krishnaswamy Rangarajan, A., & Purushothaman, R. (2020). Disease classification in eggplant using pre-trained VGG16 and MSVM. *Scientific reports*, 10(1), 2322.
- [9] Mahmud, K. H., Adiwijaya, A., & Al Faraby, S. (2019). Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network. *eProceedings of Engineering*, 6(1).
- [10] Johan, T. M. (2023). Klasifikasi Citra Ikan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG-16. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, 4(2), 978-985.
- [11] ANALISIS PERFORMA ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS MENGGUNAKAN ARSITEKTUR LENET DAN VGG16
- [12] Mayana, H. C., & Leni, D. (2023). Deteksi Kerusakan Ban Mobil Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur ResNet-34. *Jurnal Surya Teknik*, 10(2), 842-851.