

Penerapan Metode Convolutional Neural Network pada Sistem Klasifikasi Penyakit Tanaman Apel berdasarkan Citra Daun

Nicholas Bagus Pamungkas^{1,*}, Agus Suhendar¹

¹ Program Studi Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta, Indonesia

* Correspondence: nicholas.5210411183@student.uty.ac.id

Copyright: © 2024 by the authors

Received: 28 Oktober 2024 | Revised: 10 November 2024 | Accepted: 4 Desember 2024 | Published: 20 Desember 2024

Abstrak

Penyakit pada daun apel dapat menyebabkan gagal panen yang signifikan serta berdampak terhadap ekonomi petani dan industri pertanian. Dengan meningkatnya permintaan akan apel berkualitas, penting untuk mengembangkan solusi yang efektif dan efisien dalam mendeteksi penyakit tanaman apel secara dini. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem otomatis yang dapat mengidentifikasi penyakit pada tanaman apel berdasarkan citra daun dengan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN). Model CNN dikembangkan dengan arsitektur ResNet50V2 untuk mengklasifikasikan empat kondisi daun: tiga jenis penyakit umum dan satu kondisi sehat. Penelitian ini menerapkan model CNN untuk pengolahan citra daun dan metode pengembangan sistem *Waterfall*. Tahapan dimulai dari analisis kebutuhan dengan mengumpulkan data untuk diolah model cnn, desain antarmuka dari sistem klasifikasi, implementasi kode program, serta pengujian fungsionalitas menggunakan *black-box testing*. Pengembangan model CNN meliputi tahap pengumpulan dataset yang bersumber dari perkebunan apel Malang sebanyak 150 citra dan dataset publik Kaggle sejumlah 3.071 citra, kemudian dilakukan pemrosesan awal citra, pengembangan dan pelatihan model. Penelitian kami menghasilkan sistem klasifikasi penyakit tanaman apel dengan mengimplementasikan model CNN. Berdasarkan hasil pengujian sistem dan model yang digunakan, menunjukkan bahwa model CNN yang diterapkan dalam sistem mencapai akurasi klasifikasi sebesar 99,01%, dan fungsionalitas sistem yang dibangun berjalan dengan baik.

Kata kunci: citra digital; cnn; penyakit apel; sistem klasifikasi

Abstract

Apple leaf diseases can cause significant crop failure and impact the economy of farmers and the agricultural industry. With the increasing demand for quality apples, it is important to develop effective and efficient solutions to detect apple plant diseases early. This research aims to develop an automated system that can identify diseases in apple plants based on leaf images using the Convolutional Neural Network (CNN) model. This model was developed with the ResNet50V2 architecture to classify four leaf conditions: three types of common diseases and one healthy condition. This research applies the CNN model for leaf image processing and the Waterfall system development method. The stages start from needs analysis by collecting data to be processed by the cnn model, interface design of the classification system, program code implementation, and functionality testing using black-box testing. CNN model development includes the stages of collecting datasets sourced from Malang apple plantations as many as 150 images and Kaggle public datasets totalling 3,071 images, then image preprocessing, model development and training. Our research results produced an apple plant disease classification system by implementing the CNN model. Based on the results of testing the system and the model used, it shows that the CNN model applied in the system achieves a classification accuracy of 99.01%, and the functionality of the system built runs well.

Keywords: *cnn; apple disease; classification system; digital image*



PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi saat ini memaksa berbagai sektor untuk mengutamakan efisiensi dan kemudahan dalam menjalankan aktivitas sehari-hari. Hal ini menciptakan kebutuhan akan teknologi otomatis yang dapat mempermudah pekerjaan dan menghemat waktu (Heru & Fatma, 2023). Malang merupakan daerah penghasil apel terbesar di Indonesia. Menurut data dari Badan Pusat Statistik pada tahun 2019, Malang mampu memproduksi 1.406.173 kwintal apel (Mustofa et al., 2022). Namun, budidaya tanaman apel menghadapi tantangan besar, terutama dalam hal identifikasi penyakit. Penyakit pada tanaman apel dapat menyebabkan gagal panen, kerugian finansial yang signifikan, penurunan kualitas produksi, dan dampak negatif terhadap pasar (Ula et al., 2021). Kerugian finansial ini tidak hanya berdampak pada petani secara individu, tetapi juga memengaruhi stabilitas harga apel di pasar lokal dan nasional. Oleh karena itu, deteksi dini sangat penting untuk menjaga kesehatan tanaman apel (Lesmana et al., 2022).

Pengolahan citra menjadi sangat relevan dengan identifikasi penyakit pada tanaman apel. Pengolahan citra adalah teknik yang digunakan untuk meningkatkan kualitas gambar dan mengekstrak informasi penting dari citra tersebut (Fadjeri et al., 2022). Citra adalah representasi nilai intensitas cahaya yang berbentuk matriks dua dimensi (Yana & Nafi'iyah, 2021). Dalam hal ini, *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah algoritma jaringan saraf dalam yang populer untuk analisis citra (Cahya et al., 2021). CNN merupakan salah satu jenis neural network yang biasanya digunakan untuk pengolahan data image (Wulandari et al., 2020). Dalam metode CNN, tidak diperlukan penggunaan metode ekstraksi tambahan karena CNN sudah memiliki kemampuan internal untuk melakukan ekstraksi dan pembelajaran mandiri dalam mengenali objek (Zalvadila et al., 2023). CNN memiliki kemampuan untuk menemukan pola hierarkis dalam data, yang memungkinkan pemrosesan citra kompleks dengan baik (Rasywir et al., 2020). Arsitektur ResNet50V2 digunakan untuk mengklasifikasikan jenis penyakit pada daun (Izzulhaq, 2024). Kemampuan untuk mengekstrak fitur secara otomatis dan beradaptasi dengan data besar dan kompleks menjadikan CNN pilihan yang tepat untuk klasifikasi penyakit pada daun apel.

Metode konvensional dalam mendeteksi penyakit tanaman sering kali melibatkan pemeriksaan visual oleh petani. Namun, metode ini memiliki beberapa kekurangan, seperti subjektivitas dalam penilaian, waktu yang lama untuk melakukan inspeksi, dan tingkat akurasi yang rendah (Talanrea et al., 2022). Sebaliknya, pengolahan citra menggunakan teknik modern seperti CNN menawarkan solusi yang lebih efektif (Putra & Alamsyah, 2022). CNN tidak hanya mampu mengekstrak fitur secara otomatis dari citra tetapi juga beradaptasi dengan data besar dan kompleks (Huda et al., 2021). Metode tersebut diiringi dengan berkembang pesatnya *deep learning*. *Deep learning* adalah teknik *machine learning* yang mengajarkan komputer agar memiliki kemampuan alami seperti manusia (Soekarta et al., 2023). Metode ini terbukti efektif dalam *computer vision*, khususnya dalam klasifikasi gambar menggunakan CNN (Paliwang et al., 2020).

Penelitian Kulsum & Cherid (2023) menunjukkan bahwa penerapan CNN pada klasifikasi tanaman memberikan hasil yang menjanjikan dengan akurasi mencapai 95% pada dataset tertentu. Selain itu, Paliwang et al. (2020) mengungkapkan bahwa penggunaan CNN dalam identifikasi penyakit daun apel dapat meningkatkan efisiensi deteksi hingga 91%. Penelitian lain oleh Rosyidah (2024) menunjukkan bahwa penerapan pengolahan citra dapat meningkatkan efisiensi deteksi kadar nutrisi pada tanaman hidroponik.

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan berbagai kondisi tanaman apel dengan akurasi tinggi. Temuan Fitri et al. (2024) menunjukkan bahwa model CNN dapat mencapai akurasi hingga 100% dalam klasifikasi jenis buah apel dan penyakitnya. Namun, masih terdapat kekurangan dalam hal variasi dataset dan kondisi pengujian yang dapat mempengaruhi hasil klasifikasi (Mas'ud &

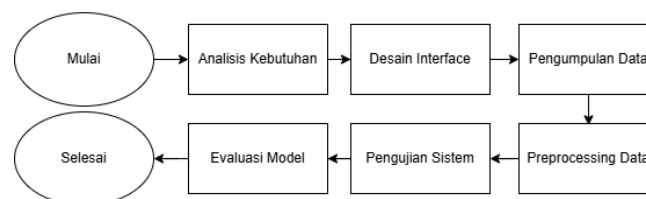
Junta, 2024). Penelitian kami menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, yang diharapkan dapat meningkatkan akurasi sistem klasifikasi. Dengan memperluas jangkauan jenis penyakit yang terdeteksi dan meningkatkan kualitas dataset, penelitian ini bertujuan untuk menciptakan sistem klasifikasi yang lebih akurat dan dapat diandalkan, sehingga memberikan kontribusi baru dalam bidang klasifikasi penyakit tanaman apel. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi yang lebih komprehensif dengan memperluas jenis penyakit yang terdeteksi serta meningkatkan akurasi melalui pengolahan dataset yang lebih baik.

Sistem yang dibangun diharapkan dapat membantu petani dalam melakukan deteksi dini dengan menyediakan informasi akurat mengenai kondisi kesehatan daun apel melalui analisis citra. Petani dapat mengunggah gambar daun apel dan menerima diagnosis cepat mengenai kemungkinan penyakit yang terdeteksi. Hal ini tidak hanya mengurangi kerugian akibat penyakit, tetapi juga mengurangi ketergantungan pada penggunaan pestisida yang berlebihan, sehingga mendukung praktik pertanian yang lebih ramah lingkungan. Selain itu, deteksi yang lebih cepat meningkatkan produktivitas tanaman, menghasilkan panen yang lebih sehat dan berkualitas, yang pada akhirnya berkontribusi pada peningkatan pendapatan petani dan ketahanan pangan di Indonesia.

METODE

Hasil analisis kebutuhan dari penelitian ini adalah untuk memahami tantangan yang dihadapi oleh petani dalam mendeteksi penyakit pada tanaman apel. Petani mengalami kesulitan dalam mengenali gejala penyakit secara visual, yang sering berujung pada kerugian hasil panen. Oleh karena itu, penting untuk mengembangkan solusi yang efektif dan efisien dalam mendeteksi penyakit secara dini. Pada tahap desain sistem dilakukan perancangan arsitektur sistem dan memilih algoritma CNN dengan arsitektur model ResNet50V2 untuk klasifikasi jenis penyakit. Pengujian sistem yang dilakukan menggunakan *black-box testing* untuk memastikan bahwa semua fungsi berjalan dengan baik. Pengembangan sistem dalam penelitian ini dilakukan menggunakan metode *waterfall*, yang merupakan metodologi pengembangan perangkat lunak berbasis tahapan linier. Proses dimulai dengan analisis kebutuhan, di mana kebutuhan pengguna dikumpulkan dan dianalisis untuk menentukan spesifikasi sistem serta mengumpulkan data untuk diolah. Selanjutnya, pada tahap desain sistem, arsitektur sistem dirancang, dilakukan dengan merancang alur sistem menggunakan *flowchart*.

Tahapan pertama dimulai dengan pengumpulan data yang diambil dari kebun apel di Malang, Indonesia dan sumber terbuka Kaggle. Tahapan preprocessing data dimulai dengan mengubah ukuran gambar menjadi (224, 224) piksel, sesuai dengan kebutuhan model ResNet50V2. Ukuran batch ditetapkan sebesar 32 untuk mengoptimalkan penggunaan memori selama pelatihan. Ukuran batch ini dipilih karena dapat memberikan keseimbangan antara kecepatan pelatihan dan penggunaan memori yang efisien, serta membantu model dalam mencapai konvergensi yang lebih baik



Gambar 1. Alur diagram sistem

Setelah itu, tahap pengembangan melibatkan implementasi desain menjadi kode program, termasuk pengembangan model CNN untuk klasifikasi penyakit daun apel dengan

enam tahapan yaitu analisis kebutuhan, desain *interface*, pengumpulan data, *preprocessing* data, pengujian sistem dan evaluasi model seperti terlihat pada gambar 1. Tahapan *preprocessing* data dilakukan dengan memuat data latih dan data uji menggunakan *flow_from_directory*, memanfaatkan struktur folder untuk mengidentifikasi kelas. Model ResNet50V2 yang telah dilatih sebelumnya diunduh dan dibekukan agar bobotnya tidak diperbarui selama pelatihan. Pelatihan model dilakukan selama 10 *epoch*. Jumlah *epoch* ini dianggap cukup berdasarkan eksperimen awal dan evaluasi kinerja model pada data validasi. Penentuan jumlah *epoch* yang optimal dilakukan dengan memantau metrik akurasi dan loss selama pelatihan untuk memastikan tidak terjadi *overfitting*. Setelah sistem dibangun, tahap pengujian dilakukan untuk memastikan semua fungsi berjalan sesuai spesifikasi menggunakan *black box testing*. Pengujian ini mencakup evaluasi model klasifikasi yang memberikan gambaran visual tentang hasil klasifikasi untuk mengevaluasi kinerja model dalam mendeteksi penyakit. *Confusion matrix* digunakan untuk menghitung *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Keterangan:

TP (*True Positives*) = Instance positif yang diprediksi benar oleh model.

TN (*True Negatives*) = Instance negatif yang diprediksi benar oleh model.

FP (*False Positives*) = Instance negatif yang keliru diprediksi sebagai positif.

FN (*False Negatives*) = Instance positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

Persamaan 1 (*Accuracy*) digunakan untuk mengukur kinerja keseluruhan model, yaitu seberapa sering model memberikan prediksi yang benar, baik untuk kelas positif maupun negatif. Persamaan 2 (*Precision*) digunakan untuk mengukur ketepatan prediksi positif model. Metrik ini menunjukkan seberapa sering prediksi positif yang diberikan model benar-benar merupakan positif. Sementara itu, pada persamaan 3 (*Recall*) digunakan untuk mengukur kelengkapan model dalam mengidentifikasi instance positif. Metrik ini menunjukkan seberapa banyak *instance* positif yang sebenarnya berhasil diidentifikasi oleh model.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem otomatis yang dapat mengidentifikasi penyakit pada tanaman apel berdasarkan citra daun menggunakan metode CNN. Penyakit yang diteliti meliputi *Apple Scab*, *Black Rot*, *Cedar Apple Rust*, dan *Healthy*. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh 150 citra dari perkebunan apel di Malang, Indonesia, dan 3071 citra dari sumber terbuka Kaggle. Pada gambar 2, gambar 3, gambar 4, dan gambar 5 adalah empat jenis daun apel.

Pada gambar 2 menunjukkan penyakit *apple scab* yaitu penyakit jamur yang menyerang daun, batang, dan buah apel, ditandai oleh bercak hijau kekuningan atau cokelat yang dapat menyebabkan daun gugur prematur dan menurunkan kualitas buah. Gambar 3 menunjukkan penyakit *black rot* penyakit jamur yang menyerang akar pohon apel, menyebabkan akar

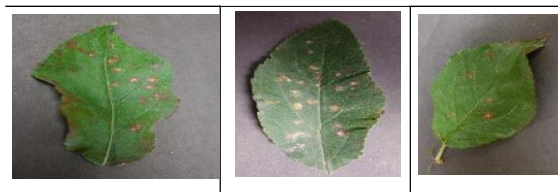
membusuk dan hitam, sehingga menghambat penyerapan air dan nutrisi. Gejalanya meliputi daun menguning, pertumbuhan terhambat, dan pohon mudah tumbang. Gambar 4 menunjukkan penyakit *cedar apple rust* penyakit jamur yang membutuhkan pohon cedar dan apel sebagai inang, ditandai bercak kuning-oranye dengan bintik hitam pada daun apel, yang mengganggu fotosintesis dan kualitas buah. Gambar 5 menunjukkan daun apel yang sehat memiliki daun hijau segar, pertumbuhan kuat, dan buah berkualitas baik. Daya tahan terhadap hama dan penyakit ditunjang oleh pemeliharaan yang optimal, seperti penyiraman, pemupukan, pemangkasan, dan pengendalian hama yang efektif.



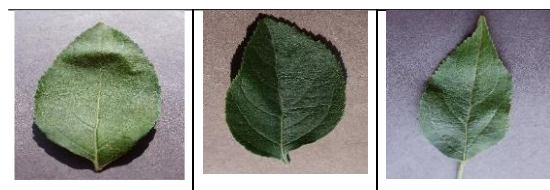
Gambar 2. Dataset *apple scab*



Gambar 3. Dataset *black rot*

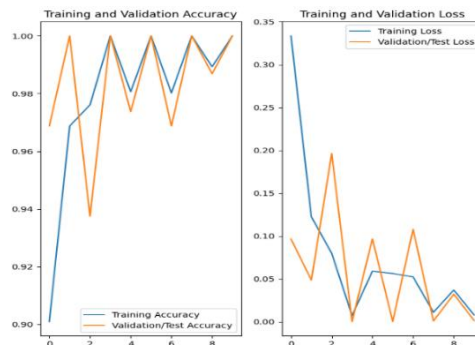


Gambar 4. Dataset *cedar apple rust*



Gambar 5. Dataset *healthy*

Pada gambar 6 hasil analisis kinerja model menunjukkan pola pembelajaran yang baik. Akurasi pada set data pelatihan meningkat secara konsisten dari sekitar 0.90 hingga mendekati 1.0, mengindikasikan kemampuan model yang baik dalam pola data *training*. Sementara akurasi validasi, meskipun menunjukkan tren peningkatan secara umum, memperlihatkan fluktuasi yang lebih signifikan. Kurva *loss* menunjukkan penurunan cepat pada awal pelatihan, terutama untuk set data pelatihan, dan kemudian stabil pada nilai yang sangat rendah. *Loss* validasi juga menurun secara keseluruhan namun dengan variabilitas yang lebih tinggi. Perbedaan antara metrik pelatihan dan validasi, terutama pada epoch-epoch akhir, mengindikasikan adanya *overfitting*. *Pooling layer* berfungsi untuk mengecilkan dimensi *feature map*, yang dapat mempercepat komputasi dengan mengurangi jumlah parameter yang harus diperbarui, sekaligus membantu mencegah *overfitting*.



Gambar 6. Hasil diagram akurasi

Tabel 1. Hasil *confusion matrix*

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
<i>Apple Scab</i>	1.00	0.98	0.99	122
<i>Black Rot</i>	0.98	0.99	0.99	119
<i>Cedar Apple Rust</i>	1.00	0.98	0.99	51
<i>Healthy</i>	0.99	1.00	0.99	323
<i>Accuracy</i>			0.99	615
<i>Macro avg</i>	0.99	0.99	0.99	615
<i>Weighted avg</i>	0.99	0.99	0.99	615

Pada tabel 1 menampilkan hasil *confusion matrix* dari sebuah model klasifikasi yang digunakan untuk mengidentifikasi berbagai kondisi pada apel, meliputi *Apple Scab*, *Black Rot*, *Cedar Apple Rust*, dan kondisi *Healthy*. *Confusion Matrix* adalah metode untuk mengevaluasi performa dalam masalah *classification*. Metode ini sangat berfungsi dalam mengukur nilai *Recall*, *Precision*, *Accuracy*, dan *F-Measure*. Model ini menunjukkan kinerja yang mengagumkan dengan *precision*, *recall*, dan *F1-score* konsisten tinggi (0.99) di semua kategori. Akurasi keseluruhan model mencapai 0.99, menandakan kemampuan yang sangat baik dalam membedakan berbagai kondisi apel. Meskipun terdapat variasi dalam jumlah sampel antar kelas (*support*), dengan kelas *Healthy* memiliki sampel terbanyak (323) dan *cedar apple rust* paling sedikit (51), model tetap mampu mempertahankan performa yang seimbang, tercermin dari nilai *macro average* dan *weighted average* yang identik (0.99) untuk semua metrik. Hal ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya akurat secara keseluruhan, tetapi juga konsisten dalam performanya di seluruh kelas, terlepas dari perbedaan jumlah sampel. Evaluasi model adalah proses untuk menguji sebuah model. Setelah arsitektur CNN selesai menjalani proses *training* dan *testing* pada dataset. Namun, ketidakseimbangan jumlah sampel ini mungkin memerlukan pertimbangan lebih lanjut dalam interpretasi dan aplikasi model di situasi nyata, terutama untuk kelas dengan sampel yang lebih sedikit.

Pada gambar 7 menampilkan *dashboard* aplikasi web klasifikasi penyakit menggunakan CNN ini memiliki tiga bagian utama yang masing-masing menawarkan fungsi berbeda. Bagian *home* menyambut pengguna dan menyediakan navigasi ke halaman utama aplikasi. Bagian *Upload* memungkinkan pengguna mengunggah gambar yang akan diklasifikasikan oleh model CNN, dengan tombol "UPLOAD IMAGE" sebagai panggilan tindakan. Sementara itu, bagian *about* memberikan informasi lebih lanjut tentang aplikasi ini dan cara kerjanya, yang dapat diakses melalui tombol "ABOUT". Secara keseluruhan, antarmuka *dashboard* ini dirancang dengan sederhana dan intuitif, mempermudah pengguna memahami alur kerja utama aplikasi klasifikasi penyakit berbasis CNN ini.

diunggah, di mana hasil menunjukkan bahwa model CNN mampu mengenali pola dan fitur pada gambar daun apel dengan akurasi yang baik. Temuan ini menunjukkan bahwa sistem berfungsi optimal dalam menangani input gambar dan memberikan informasi diagnostik yang relevan bagi petani.

Pembahasan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi penyakit tanaman apel dengan akurasi yang sangat tinggi, yaitu 99,01%. Hasil ini menunjukkan potensi signifikan dalam deteksi dini penyakit, yang dapat membantu petani mengurangi risiko kerugian finansial akibat gagal panen. Data citra yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan dari kebun apel di Malang, Indonesia, dengan fokus pada empat kondisi daun: *Apple Scab*, *Black Rot*, *Cedar Apple Rust*, dan kondisi *Healthy*. Proses pengolahan data meliputi pra-pemrosesan citra, seperti *resizing* dan *augmentasi*, yang bertujuan untuk meningkatkan keragaman dataset tanpa perlu pengumpulan data tambahan. Pendekatan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa *augmentasi citra* dapat meningkatkan performa model CNN dalam klasifikasi citra.

Penggunaan CNN dalam penelitian ini didasarkan pada kemampuannya untuk mengekstrak fitur dari citra secara otomatis dan efisien. CNN memiliki struktur yang dirancang khusus untuk pengolahan citra, di mana lapisan konvolusi dapat menangkap pola dan fitur penting dari gambar tanpa memerlukan banyak pra-pemrosesan. Berbeda dengan model lain, seperti *Support Vector Machines (SVM)* atau *K-Nearest Neighbors (KNN)*, yang biasanya memerlukan ekstraksi fitur manual dan lebih rentan terhadap *noise* dalam data. Dengan CNN, proses klasifikasi menjadi lebih cepat dan akurat karena kemampuan model untuk belajar dari data secara langsung.

Analisis hasil menunjukkan bahwa model CNN yang dibangun mampu belajar dengan baik dari data pelatihan, tercermin dari peningkatan akurasi yang konsisten selama proses pelatihan. Namun, terdapat indikasi *overfitting*, dimana akurasi validasi menunjukkan fluktuasi meskipun akurasi pelatihan terus meningkat. Hal ini menekankan pentingnya penerapan teknik *regularisasi* dan *validasi* yang lebih ketat dalam pengembangan model di masa mendatang. Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi telah berjalan dengan baik. Model CNN yang dibangun mampu belajar dengan baik dari data pelatihan, tercermin dari peningkatan akurasi yang konsisten selama proses pelatihan. Meskipun terdapat indikasi *overfitting*, di mana akurasi validasi menunjukkan fluktuasi meskipun akurasi pelatihan terus meningkat, ini menekankan pentingnya penerapan teknik *regularisasi* dan *validasi* yang lebih ketat dalam pengembangan model di masa mendatang.

Perbandingan hasil penelitian ini dengan studi sebelumnya oleh Rasywir et al. (2020) menunjukkan bahwa sebagian besar penelitian terkait penggunaan CNN dalam bidang pertanian masih bergantung pada dataset yang terbatas dalam ukuran dan keragamannya. Hal ini dapat memengaruhi kemampuan model dalam menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi. Penelitian oleh Rasywir et al. (2020) juga menemukan bahwa model yang dilatih dengan dataset terbatas sering kali tidak dapat melakukan *generalisasi* dengan baik pada data baru. Dalam penelitian ini, peneliti mengembangkan sistem berbasis CNN yang dirancang untuk mengatasi keterbatasan tersebut dengan memanfaatkan dataset yang lebih besar dan beragam. Selain itu, sistem yang kami kembangkan tidak hanya berfokus pada model CNN tetapi juga mencakup proses pengolahan data yang lebih komprehensif, seperti *augmentasi data* untuk meningkatkan keragaman dataset dan penggunaan teknik *fine-tuning* pada model pra-terlatih. Sistem ini dilengkapi dengan mekanisme evaluasi kinerja berbasis metrik standar seperti akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*.

Penerapan arsitektur ResNet50V2 dalam klasifikasi penyakit daun apel telah membuka peluang baru dalam deteksi penyakit tanaman dengan memanfaatkan kemampuannya dalam

mengekstrak fitur gambar yang lebih kompleks, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi. Dibandingkan dengan metode manual yang seringkali subjektif dan membutuhkan waktu yang lama, model berbasis ResNet50V2 dapat memberikan hasil yang lebih objektif dan efisien. Namun, kinerja model sangat dipengaruhi oleh kualitas dan kuantitas data pelatihan yang digunakan. Evaluasi yang komprehensif menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, dan *recall* penting untuk menilai kinerja model secara menyeluruh. Kendala seperti variasi penyakit, kondisi lingkungan, dan kualitas data yang tidak seragam masih menjadi tantangan yang perlu diatasi. Pengembangan model ini secara berkelanjutan akan terus meningkatkan akurasi dan kehandalan dalam mendeteksi penyakit tanaman, sehingga memberikan manfaat yang signifikan bagi sektor pertanian.

SIMPULAN

Hasil penelitian mengungkapkan bahwa implementasi metode CNN dengan arsitektur ResNet50V2 menunjukkan performa yang sangat memuaskan dalam identifikasi penyakit pada daun apel, dengan tingkat akurasi mencapai 99,01%. Melalui akuisisi data citra yang diperoleh dari *platform* Kaggle dan lokasi pengambilan sampel di perkebunan apel Malang, Indonesia, model berhasil mengklasifikasikan empat kategori kondisi daun apel. Temuan dalam penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan terhadap pengembangan sistem deteksi dini penyakit tanaman berbasis kecerdasan buatan, yang memiliki potensi untuk diimplementasikan secara praktis di sektor pertanian. Sistem ini dapat berfungsi sebagai alat pendukung pengambilan keputusan, memungkinkan petani melakukan diagnosis penyakit tanaman dengan lebih efisien dan akurat. Namun demikian, penelitian ini masih memiliki sejumlah keterbatasan yang perlu diatasi dalam pengembangan lebih lanjut. Salah satu tantangan utama adalah kemampuan model dalam menangani variabilitas kondisi pencahayaan yang sering ditemui dalam pengambilan gambar di lapangan. Selain itu, kompatibilitas sistem dengan berbagai jenis perangkat pencitraan, seperti kamera ponsel atau *drone*, juga menjadi aspek yang perlu ditingkatkan untuk memastikan fleksibilitas dan skalabilitas implementasi sistem ini di berbagai skenario pertanian.

REFERENSI

- Cahya, F. N., Hardi, N., Riana, D., & Hadiani, S. (2021). Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, 10(3), 618–626. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i3.1248>
- Fadjeri, A., Saputra, B. A., Adri, D. K., & Kurniatin, L. (2022). Karakteristik Morfologi Tanaman Selada Menggunakan Pengolahan Citra Digital. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 20(2), 1–12. <https://doi.org/10.30646/sinus.v20i2.601>
- Fitri, I., Sumijan, & Masparudin. (2024). Pengembangan Sistem Klasifikasi Buah Apel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Arsitektur MobileNet pada Platform Android. *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, 13(1), 230–243. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i1.3533>
- Heru, S. G., & Fatma, Y. (2023). Pemanfaatan Teknologi Internet of Things (Iot) Pada Bidang Pertanian. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 1–5. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.5892>
- Huda, P. A. P., Riadi, A. A., & Evanita, E. (2021). Klasifikasi Penyakit Tanaman pada Daun Apel dan Anggur Menggunakan Convolutional Neural Networks. *Jurnal Manajemen Informatika (JUMIKA)*, 8(1), 11–20.
- Izzulhaq, M. A. (2024). Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet50V2 Untuk Mengidentifikasi Penyakit Pneumonia. *Indonesian Journal of Mathematics and Natural Sciences*, 47(1), 12–22.

- Kulsum, U., & Cherid, A. (2023). Penerapan Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Tanaman Menggunakan ResNet50. *SIMKOM*, 8(2), 221–228. <https://doi.org/10.51717/simkom.v8i2.191>
- Lesmana, A. M., Fadhillah, R. P., & Rozikin, C. (2022). Identifikasi Penyakit pada Citra Daun Kentang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Sains Dan Informatika*, 8(1), 21–30. <https://doi.org/10.34128/jsi.v8i1.377>
- Mas'ud, R. A., & Junta, Z. (2024). Optimasi Convolutional Neural Networks untuk Deteksi Kanker Payudara menggunakan Arsitektur DenseNet. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 8(1), 310–318. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v8i1.25883>
- Mustofa, M. I., Furqon, M. T., & ... (2022). Penggunaan Metode Ekstraksi Fitur Tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix dan K-Nearest Neighbor untuk Identifikasi Jenis Penyakit Tanaman Apel. *Jptiik*, 6(9), 4451–4458.
- Paliwang, A. A., Septian, R. D., Cahyanti, M., & Swedia, E. R. (2020). Klasifikasi Penyakit Tanaman Apel Dari Citra Daun Dengan Convolutional Neural Network. *Sebatik*, 24(2), 207–212. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v24i2.1060>
- Putra, I. P., & Alamsyah, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Algoritme*, 2(2), 102–112. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v2i2.2360>
- Rasywir, E., Sinaga, R., & Pratama, Y. (2020). Analisis dan Implementasi Diagnosis Penyakit Sawit dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Paradigma - Jurnal Komputer Dan Informatika*, 22(2), 117–123. <https://doi.org/10.31294/p.v22i2.8907>
- Rosyidah, I. (2024). Implementasi Pengolahan Citra Untuk Mendeteksi Kadar Nutrisi AB MIX Tanaman Pakcoy Hidroponik Implementation of Image Processing on Hydroponic Pakcoy Plants to Detect AB MIX Nutrient Levels. *Jambura: Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 6(2), 234–239. <https://doi.org/10.37905/jjeeee.v6i2.26143>
- Soekarta, R., Nurdjan, N., & Syah, A. (2023). Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *INSECT: Informatics and Security*, 8(2), 143–151. <https://doi.org/10.33506/insect.v8i2.2356>
- Talanrea, S. I., Hadi, S. W., & Prakoso, B. S. (2022). Evaluasi Usability pada Aplikasi E-LPPD Provinsi Jawa Timur menggunakan Metode Heuristic Evaluation dan Usability Testing. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(10), 4766–4774.
- Ula, M., Ulva, A. F., & Mauliza, M. (2021). Implementasi Machine Learning Dengan Model Case Based Reasoning Dalam Mendagnosa Gizi Buruk Pada Anak. *Jurnal Informatika Kaputama (JIK)*, 5(2), 333–339. <https://doi.org/10.59697/jik.v5i2.267>
- Wulandari, I., Yasin, H., & Widiharih, T. (2020). Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Gaussian*, 9(3), 273–282. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.9.3.273-282>
- Yana, Y. E., & Nafi'iyah, N. (2021). Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN. *RESEARCH: Journal of Computer, Information System & Technology Management*, 4(1), 28–36. <https://doi.org/10.25273/research.v4i1.6687>
- Zalvadila, A., Syafie, L., & Darwis, H. (2023). Klasifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah Menggunakan Metode SVM dan CNN. *JPIT*, 8(3), 255–260. <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i3.5341>