

The Application Of The Transfer Learning Method In The Classification Of Eggplant Diseases Using The Densenet-201 Architecture

Hajar Rojandra ¹⁾; Sastya Hendri Wibowo ²⁾; Erwin Dwika Putra ³⁾; Harry Witriyono ⁴⁾

^{1,2,3,4)}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu

Email: ¹⁾ jarrojoandra@gmail.com

How to Cite :

Rojandra, H., Wibowo, S., H., Putra, E., D., Witriyono, H. (2026). The Application of The Transfer Learning Method in The Classification of Eggplant Diseases Using The Densenet-201 Architecture. Jurnal Media Computer Science, 5(4).

ARTICLE HISTORY

Received [24 Agustus 2026]

Revised [25 Oktober 2026]

Accepted [27 Oktober 2026]

KEYWORDS

Transfer Learning, DenseNet201, Disease Classification, Eggplant Fruit, Deep Learning, Digital Image, Confusion Matrix, F1-Score.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



ABSTRAK

Penyakit pada buah terong (*Solanum melongena* L.) merupakan salah satu kendala utama yang menurunkan produktivitas panen, sedangkan metode deteksi konvensional dinilai kurang efisien karena membutuhkan tenaga ahli dan waktu yang lama. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet201 untuk mengklasifikasikan penyakit buah terong ke dalam tiga kategori, yaitu buah sehat, busuk buah, dan penggerek buah, berdasarkan citra digital. Dataset penelitian berjumlah 2.417 citra yang dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji dengan proporsi 70:15:15, kemudian diproses melalui *resize*, normalisasi, *denoising*, serta augmentasi data pada data latih agar setiap kelas memiliki 1.000 citra. Model dibangun menggunakan bobot *pre-trained* ImageNet dan dilatih selama 20 *epoch* dengan *optimizer* Adam, menghasilkan *training accuracy* 90,0% dan *validation accuracy* 87,5% tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan. Pada pengujian, model memperoleh *test accuracy* sebesar 81,69% dengan *weighted F1-score* 81,68%. Kelas buah sehat menunjukkan performa terbaik dengan *F1-score* 90,77%, sedangkan kelas busuk buah dan penggerek buah masing-masing memperoleh *F1-score* 78,48% dan 74,11% akibat kemiripan karakteristik visual keduanya. Pengujian sistem terhadap sampel citra dari tiap kelas menghasilkan klasifikasi yang seluruhnya tepat, dengan *confidence* antara 78,35% hingga 99,69%. Hasil ini menunjukkan bahwa model DenseNet201 berbasis *transfer learning* memiliki kinerja yang baik dan berpotensi digunakan sebagai sistem pendukung deteksi dini penyakit buah terong.

ABSTRACT

Disease affecting eggplant fruit (*Solanum melongena* L.) is one of the main obstacles that reduce crop productivity, while conventional detection methods are considered inefficient as they require expert knowledge and a considerable amount of time. This study aims to apply the transfer learning method with the DenseNet201 architecture to classify eggplant fruit diseases into three categories, namely healthy fruit, rotten fruit, and fruit borer, based on digital images. The research dataset consisted of 2,417 images, divided into training, validation, and testing data with a 70:15:15 ratio, which were then processed through resizing, normalization, denoising, and data augmentation on the training set so that each class contained 1,000 images. The model was built using pre-trained ImageNet weights and trained for 20 epochs with the Adam optimizer, achieving a training accuracy of 90.0% and a validation accuracy of 87.5% with no significant indication of overfitting. During testing, the model achieved a test accuracy of 81.69% with a weighted F1-score of 81.68%. The healthy fruit class showed the best performance with an F1-score of 90.77%, while the rotten fruit and fruit borer classes achieved F1-scores of 78.48% and 74.11% due to the similarity of their visual characteristics. The testing results showed that the model's classification was entirely correct, with confidence ranging from 78.35% to 99.69%. This result indicates that the DenseNet201 model based on transfer learning has good performance and has the potential to be used as a support system for early detection of eggplant fruit diseases.

74.11%, respectively, due to the visual similarity between the two classes. System testing on sample images from each class resulted in entirely accurate classifications, with confidence values ranging from 78.35% to 99.69%. These results indicate that the DenseNet201 model based on transfer learning performs well and has the potential to be used as an early detection support system for eggplant fruit disease.

PENDAHULUAN

Terung (*Solanum melongena* L.) merupakan salah satu tanaman sayuran yang memiliki nilai gizi cukup tinggi dan bermanfaat bagi kesehatan tubuh manusia. Kandungan nutrisi terung yang tinggi bermanfaat untuk menjaga kesehatan seperti menurunkan berat badan, menjaga kadar kolesterol dan mengontrol kadar gula dalam darah. Produktivitas tanaman terung di Indonesia cenderung mengalami peningkatan, Namun, produksi terung masih belum mampu memenuhi permintaan pasar yang tinggi.(Suparman 2023)

Kendala yang paling utama dalam upaya peningkatan produktifitas terung yakni, hama dan penyakit yang menyerang tanaman terung. Akibat serangan hama dan penyakit pada tanaman tersebut dapat menurunkan hasil produksi dan menimbulkan kerugian bagi petani. Penyakit yang menyerang tanaman buah terung yaitu, Penggerek buah, Busuk buah, dan Buah Sehat.(Putra, Susanto, and Novrian 2025)

Pengendalian penyakit pada tanaman terung memerlukan pendekatan yang komprehensif, yang meliputi penerapan teknik budidaya yang tepat, pemantauan tanaman secara berkala, serta penggunaan varietas yang memiliki ketahanan terhadap penyakit. Salah satu pendekatan yang mulai banyak diterapkan adalah penggunaan metode deep learning, Deep Learning banyak digunakan diberbagai bidang, seperti pada bidang pengolahan citra digital atau image processing.(Muhammad yasid 2024)

Pendekatan berbasis *transfer learning* telah terbukti mampu meningkatkan kinerja model dalam proses deteksi penyakit tanaman, khususnya ketika ketersediaan dataset relatif terbatas. Salah satu arsitektur yang dapat dimanfaatkan adalah DenseNet201, menggunakan arsitektur DenseNet-121 dengan augmentasi data crop untuk klasifikasi penyakit tanaman padi. Para penulis menekankan bahwa DenseNet memanfaatkan koneksi padat antar lapisan yang mengurangi jumlah parameter, dan mendorong pemanfaatan kembali fitur sehingga sangat sesuai untuk tugas klasifikasi citra pertanian.(Fauzan et al 2023)

Melalui penerapan *transfer learning*, model DenseNet201 dapat disesuaikan dengan dataset khusus yang berisi citra buah terung yang terinfeksi penyakit secara lebih efisien, baik dari segi waktu pelatihan maupun tingkat akurasi yang dihasilkan. Pendekatan ini memungkinkan proses ekstraksi fitur dari citra buah dilakukan secara lebih optimal, sehingga mampu meningkatkan ketepatan model dalam melakukan prediksi penyakit. Dengan demikian, inovasi ini memberikan potensi yang signifikan dalam mendukung peningkatan produktivitas sektor pertanian secara lebih presisi dan berkelanjutan.(Bakr et al. 2022)

Berdasarkan permasalahan tersebut Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode Transfer Learning dengan memanfaatkan arsitektur DenseNet201 dalam pengembangan model klasifikasi penyakit pada buah terung berbasis citra digital, melakukan tahapan pengolahan data citra (preprocessing) guna menghasilkan data yang sesuai untuk proses pelatihan model, serta menganalisis dan mengukur performa model berdasarkan parameter evaluasi yang meliputi accuracy, precision, recall, dan F1-score untuk menilai tingkat efektivitas model dalam melakukan klasifikasi penyakit buah terung.

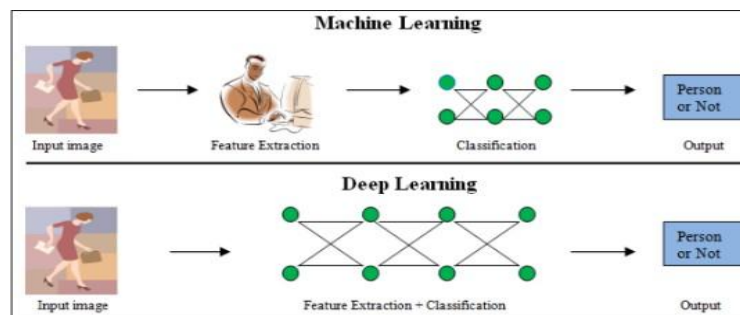
Karakteristik Buah Terong

Tanaman terong (*Solanum melongena*) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan banyak dibudidayakan di daerah beriklim tropis, termasuk Indonesia. Tanaman ini mengandung berbagai nutrisi penting seperti serat, vitamin, dan senyawa antioksidan yang bermanfaat bagi kesehatan manusia (Agustina et al., 2024). Produktivitas tanaman terong sangat dipengaruhi oleh kondisi kesehatan buahnya. Beberapa penyakit yang dapat menyerang buah terong antara lain) Penggerek buah , Busuk buah, dan Buah Sehat. Serangan penyakit tersebut dapat mengganggu proses fotosintesis sehingga menyebabkan penurunan produktivitas dan hasil panen. Selama ini, proses identifikasi penyakit tanaman masih banyak dilakukan secara konvensional melalui pengamatan langsung oleh petani atau tenaga ahli. Metode ini memiliki beberapa kelemahan, seperti adanya subjektivitas dalam penilaian, keterbatasan tenaga ahli di lapangan, serta waktu identifikasi yang relatif lama (Agustina et al., 2024). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis teknologi yang dapat mengidentifikasi penyakit tanaman dengan lebih cepat dan akurat. Salah satu metode yang banyak dikembangkan saat ini adalah penggunaan pengolahan citra digital dengan teknik *deep learning* (Harahap, Penyakit, and Cabai, 2025).

Deep Learning

Deep learning merupakan salah satu cabang dari *machine learning* yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis untuk mempelajari pola dari data secara otomatis. Salah satu metode yang paling umum digunakan dalam pengolahan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode ini memiliki kemampuan untuk mengenali pola visual serta mengekstraksi fitur penting dari citra secara otomatis (Gustino et al. 2025). Dalam berbagai penelitian, CNN telah banyak diterapkan untuk tugas klasifikasi citra, termasuk dalam mendeteksi penyakit pada buah tanaman. Teknologi ini memungkinkan pengembangan sistem untuk mendeteksi penyakit tanaman yang dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi maupun perangkat digital yang mudah dioperasikan. Dengan adanya sistem tersebut, petani dan peneliti dapat melakukan identifikasi penyakit tanaman secara lebih cepat dan efisien sejak tahap awal. Hal ini diharapkan dapat membantu dalam upaya pengendalian penyakit serta berkontribusi pada peningkatan produktivitas di sektor pertanian. (Anggiratih, Siswanti, and Octaviani 2021)

Penerapan *deep learning* telah digunakan dalam beberapa bidang seperti klasifikasi gambar, klasifikasi video, deteksi objek, pengenalan pola, text-to-speech, natural language processing, robotik, dan klasifikasi teks. Gambar adalah ilustrasi perbedaan *Machine Learning* dan *Deep Learning*. (Pahtulloh et al. 2025)



Gambar 1 Perbedaan *Machine Learning* dan *Deep Learning*

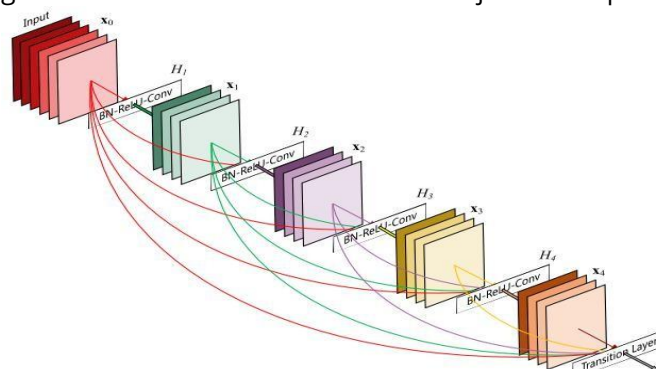
Transfer Learning

Transfer learning merupakan suatu pendekatan dalam pembelajaran mesin yang memanfaatkan pengetahuan yang telah dipelajari oleh suatu model dari tugas sebelumnya yang

memiliki data yang besar, kemudian menerapkannya pada tugas baru dengan ketersediaan data yang lebih terbatas (Maulini et al. 2025). Pendekatan ini memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh sebelumnya sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien, meskipun jumlah data pelatihan yang tersedia relatif terbatas. Oleh karena itu, transfer learning relevan untuk deteksi penyakit tanaman berbasis citra, terutama pada kondisi lapangan yang memiliki keragaman visual tinggi (Maulini et al. 2025).

Arsitektur DenseNet201

DenseNet merupakan salah satu jenis pre-trained model atau model yang sudah pernah dilatih sebelumnya dengan dataset yang lebih besar, seperti dataset CIFAR, Street View House Numbers (SVHN), dan ImageNet. Jika dibandingkan dengan pre-trained model CNN yang lainnya, DenseNet memiliki keunggulan yaitu dapat mendorong penggunaan kembali fitur, memperkuat propagasi fitur, serta memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit. Model ini memiliki lapisan dense block, yang masing-masing lapisannya dihubungkan untuk memastikan proses transfer informasi antar jaringan dapat berjalan secara maksimum (Awalia, and Primajaya 2022). Salah satu varian dari arsitektur tersebut adalah DenseNet 201 yang terdiri dari 201 lapisan. Struktur jaringan ini tersusun atas beberapa *dense block* dan *transition layer* yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari citra secara bertahap. Arsitektur DenseNet 201 memiliki beberapa keunggulan, antara lain efisiensi dalam penggunaan parameter, kemampuan ekstraksi fitur yang lebih optimal, serta performa yang tinggi pada berbagai tugas klasifikasi citra. Pada Gambar menjelaskan lapisan transisi dari DenseNet.



Gambar 2 Arsitektur DenseNet201

Arsitektur DenseNet terdiri atas beberapa varian yang dibedakan berdasarkan jumlah layer, yaitu DenseNet121, DenseNet169, dan DenseNet201. Perbedaan tersebut memengaruhi kemampuan model dalam mengekstraksi fitur, kompleksitas arsitektur, serta kebutuhan komputasi selama proses pelatihan. Oleh karena itu, dilakukan perbandingan antarvarian DenseNet untuk memberikan gambaran mengenai karakteristik masing-masing arsitektur sebagai dasar dalam pemilihan DenseNet201 pada penelitian ini. Perbandingan tersebut disajikan pada Tabel 1

Tabel 1. Perbandingan DenseNet

Arsitektur	Kelebihan	Kekurangan	Hasil Penelitian
DenseNet121	Arsitektur lebih ringan, proses pelatihan lebih cepat, dan penggunaan memori lebih efisien.	Kemampuan ekstraksi fitur lebih terbatas dibandingkan varian yang lebih dalam.	Akurasi 93,48% pada klasifikasi penyakit daun jagung.
DenseNet169	Memiliki keseimbangan antara performa dan kompleksitas model.	Membutuhkan komputasi lebih besar dibandingkan DenseNet121.	Akurasi 93% pada klasifikasi penyakit padi.
DenseNet201	Mampu mengekstraksi fitur lebih	Membutuhkan komputasi	Akurasi 96,21%

kompleks sehingga menghasilkan lebih besar dibandingkan pada klasifikasi performa klasifikasi yang lebih DenseNet121. penyakit daun terong.

Berdasarkan ketiga penelitian tersebut, DenseNet121 memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi sehingga cocok digunakan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. DenseNet169 menawarkan keseimbangan antara efisiensi dan kemampuan ekstraksi fitur. Sementara itu, DenseNet201 memiliki jumlah layer yang lebih banyak sehingga mampu mempelajari fitur citra yang lebih kompleks dan menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dua varian lainnya. Oleh karena itu, pada penelitian ini dipilih arsitektur DenseNet201 karena dinilai lebih sesuai untuk mengklasifikasikan penyakit buah terong yang memiliki karakteristik visual yang beragam.

Dataset Citra

Dataset citra buah tanaman merupakan salah satu komponen penting dalam proses pelatihan model *deep learning*. Dataset yang berisi citra penyakit buah terong telah tersedia secara publik, salah satunya melalui platform Kaggle. Dataset tersebut umumnya terdiri dari beberapa kategori penyakit buah terong, seperti *Penggerek buah*, *Busuk buah*, dan *Buah Sehat*. Untuk meningkatkan jumlah serta variasi data pelatihan, teknik *data augmentation* sering diterapkan. Teknik ini meliputi berbagai transformasi citra, seperti rotasi, *zoom*, *cropping*, serta penyesuaian tingkat kecerahan gambar. Penerapan augmentasi data dapat membantu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola serta mengurangi risiko terjadinya *kesalahan* selama proses pelatihan.(Hayami et al. 2025).

Penyakit Buah Terong

Pada penelitian ini, proses klasifikasi kondisi buah terong dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yaitu *penggerek buah*, *busuk buah*, dan *buah sehat*. Pengelompokan tersebut dilakukan berdasarkan perbedaan karakteristik visual yang tampak pada citra buah sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi menggunakan metode Transfer Learning. Setiap kelas memiliki ciri visual yang berbeda yang dapat membantu model dalam mengenali dan membedakan kondisi buah secara otomatis.

Confusion Matrix

Confusion matrix (matriks konfusi) adalah salah satu metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja suatu model klasifikasi dalam machine learning atau data mining. Confusion matrix, yang juga dikenal sebagai matriks kebingungan, merupakan tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan mengukur seberapa baik model tersebut melakukan klasifikasi pada data uji.(Saputra 2024)

METODE PENELITIAN

Metode Penelitian

Metodologi penelitian yang diterapkan dalam penelitian ini menggunakan pendekatan penelitian kuantitatif/eksperimental. Pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan dua metode, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer diperoleh melalui pengambilan gambar buah terong secara mandiri, sehingga data yang dihasilkan bersifat aktual dan sesuai dengan kebutuhan penelitian. Adapun data sekunder diperoleh dari dataset yang tersedia secara daring melalui platform Kaggle dan Roboflow, yang merupakan sumber data terbuka dan umum digunakan dalam penelitian sejenis. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet201 untuk mengklasifikasikan penyakit buah terong ke dalam tiga kategori, yaitu buah sehat, busuk buah, dan penggerek buah, berdasarkan citra digital. Dataset penelitian berjumlah 2.417 citra yang dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji dengan proporsi

70:15:15, kemudian diproses melalui *resize*, normalisasi, *denoising*, serta augmentasi data pada data latih agar setiap kelas memiliki 1.000 citra. Model dibangun menggunakan bobot *pre-trained* ImageNet dan dilatih selama 20 *epoch* dengan *optimizer* Adam, menghasilkan *training accuracy* 90,0% dan *validation accuracy* 87,5% tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Pada pengujian, model memperoleh *test accuracy* sebesar 81,69% dengan *weighted F1-score* 81,68%. Kelas buah sehat menunjukkan performa terbaik dengan *F1-score* 90,77%, sedangkan kelas busuk buah dan penggerek buah masing-masing memperoleh *F1-score* 78,48% dan 74,11% akibat kemiripan karakteristik visual keduanya. Pengujian sistem terhadap sampel citra dari tiap kelas menghasilkan klasifikasi yang seluruhnya tepat, dengan *confidence* antara 78,35% hingga 99,69%. Hasil ini menunjukkan bahwa model DenseNet201 berbasis *transfer learning* memiliki kinerja yang baik dan berpotensi digunakan sebagai sistem pendukung deteksi dini penyakit buah terong.

Pembahasan

Berdasarkan hasil implementasi, pelatihan, evaluasi, dan pengujian, metode *transfer learning* dengan arsitektur DenseNet201 mampu mengklasifikasikan kondisi buah terong ke dalam tiga kelas, yaitu buah busuk, buah sehat, dan penggerek buah. Penelitian ini menggunakan 2.417 citra yang dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji. Untuk meningkatkan variasi data, augmentasi diterapkan pada data latih. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model memperoleh nilai *training accuracy* sebesar 89,99% dan *validation accuracy* sebesar 87,46%. Selain itu, nilai *training loss* dan *validation loss* mengalami penurunan selama proses pelatihan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola pada data dengan baik.

Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 81,69%. Kelas buah sehat memperoleh nilai *F1-score* tertinggi, yaitu 90,77%, sedangkan kelas buah busuk dan penggerek buah masing-masing memperoleh nilai *F1-score* sebesar 78,48% dan 74,11%. Nilai *weighted F1-score* sebesar 81,68% menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan ketiga kelas.

Hasil pengujian sistem menggunakan tiga citra uji menunjukkan bahwa seluruh citra berhasil diklasifikasikan sesuai dengan label aktual. Meskipun nilai *confidence* pada setiap citra berbeda, hasil prediksi yang dihasilkan tetap sesuai dengan kondisi sebenarnya.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan metode *transfer learning* menggunakan DenseNet201 mampu mengklasifikasikan kondisi buah terong dengan baik. Model yang dikembangkan memiliki kinerja yang baik dan berpotensi dimanfaatkan sebagai pendukung dalam proses identifikasi kondisi buah terong secara otomatis.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

1. Penerapan metode *transfer learning* berbasis arsitektur DenseNet201 terbukti berhasil dalam mengembangkan model klasifikasi penyakit buah terong ke dalam tiga kategori, yaitu buah sehat, busuk buah, dan penggerek buah. Model dikembangkan dengan memanfaatkan bobot *pre-trained* dari ImageNet, di mana sebagian besar lapisan dasar dipertahankan (*freeze*), sementara lapisan klasifikasi pada bagian akhir disesuaikan dengan jumlah kelas yang menjadi objek penelitian. Proses pelatihan yang dilaksanakan selama 20 *epoch* menghasilkan nilai *training accuracy* sebesar 90,0% dan *validation accuracy* sebesar 87,5%. Selisih yang relatif kecil antara kedua nilai tersebut mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* secara signifikan.

2. Tahapan pengolahan citra (*preprocessing*) yang diterapkan—meliputi penyesuaian ukuran (*resize*) citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel ke dalam rentang 0–1, reduksi derau (*denoising*), serta augmentasi data pada data latih melalui enam teknik (rotasi, pergeseran horizontal, pergeseran vertikal, *zoom*, *flip* horizontal, dan penyesuaian tingkat kecerahan)—terbukti efektif dalam menghasilkan komposisi data yang seimbang dan sesuai dengan kebutuhan arsitektur DenseNet201, yakni sebanyak 1.000 citra pada tiap kelas data latih. Kondisi ini turut mendukung optimalisasi proses pelatihan model.
3. Hasil evaluasi model pada data uji menunjukkan capaian *test accuracy* sebesar 81,69% dengan *weighted F1-score* sebesar 81,68%. Kelas buah sehat mencatatkan performa klasifikasi terbaik dengan *F1-score* sebesar 90,77%, sementara kelas buah busuk dan penggerek buah masing-masing memperoleh *F1-score* sebesar 78,48% dan 74,11%. Perbedaan capaian tersebut mengindikasikan adanya kemiripan karakteristik visual antara kedua kelas dimaksud. Selanjutnya, hasil pengujian sistem terhadap tiga citra uji yang mewakili masing-masing kelas menunjukkan bahwa seluruh citra berhasil diklasifikasikan secara tepat sesuai label aktualnya, dengan rentang nilai *confidence* antara 78,35% hingga 99,69%.
4. Secara keseluruhan, model DenseNet201 yang dikembangkan melalui pendekatan *transfer learning* menunjukkan kinerja yang memadai dan berpotensi untuk dimanfaatkan sebagai instrumen pendukung dalam proses identifikasi kondisi buah terong secara otomatis, sehingga dapat memberikan kontribusi bagi petani dalam upaya deteksi dini terhadap penyakit pada buah terong.

Saran

1. Bagi peneliti selanjutnya, disarankan untuk mengembangkan penelitian ini dengan memperbanyak jumlah data serta memperluas cakupan objek penelitian, tidak hanya terbatas pada tiga kelas yang digunakan dalam penelitian ini, sehingga hasil yang diperoleh dapat lebih representatif dan memiliki tingkat generalisasi yang lebih luas.
2. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan dari segi jumlah data maupun variasi kondisi pengambilan citra. Oleh karena itu, bagi peneliti selanjutnya diharapkan dapat mempertimbangkan aspek tersebut agar model yang dihasilkan memiliki tingkat akurasi dan keandalan yang lebih baik.
3. Bagi pihak akademik maupun program studi, hasil penelitian ini diharapkan dapat dijadikan sebagai salah satu bahan referensi dan acuan dalam pengembangan penelitian di bidang penerapan *deep learning* dan *transfer learning* untuk penyelesaian permasalahan klasifikasi citra pada sektor pertanian.
4. Bagi peneliti selanjutnya yang tertarik untuk mengkaji topik serupa, disarankan agar melakukan pengujian dengan menggunakan metode atau arsitektur lain sebagai pembanding, guna memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai metode yang paling optimal dalam menyelesaikan permasalahan yang diteliti.
5. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi titik tolak bagi penelitian-penelitian selanjutnya yang lebih mendalam, baik dari aspek metode, jumlah data, maupun penerapannya secara nyata di lapangan, sehingga mampu memberikan kontribusi yang lebih signifikan bagi sektor pertanian, khususnya dalam upaya pengendalian penyakit pada tanaman terong.

DAFTAR PUSTAKA

Agustina, Auliyah, Febi Yanto, Elvia Budianita, Iwan Iskandar, Fadhilah Syafria, Universitas Islam, Negeri Sultan, Syarif Kasim, Simpang Baru, And Kota Pekanbaru. 2024. "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Cnn Arsitektur Densenet-121 Dan Augmentasi Data

- Memungkinkan Mesin Untuk Belajar Dan Mengenali Berbagai Citra Yang Beragam , Sekaligus Meningkatkan Jumlah Data Yang Tersedia (Alfredo & Suharjito , 2022." 8(1):124-34.
- Anggiratih, Endang, Sri Siswanti, And Saly Kurnia Octaviani. 2021. "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet B3 Dengan Transfer Learning." (1):75-83.
- Aulia Tegar Rahman¹, Arief Setyanto², Dan Hanif Al Fatta³. 2024. "Klasifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Arsitektur CNN Dengan Transfer Learning Aulia." 42-49.
- Bakr, Mahmoud, Sayed Abdel-Gaber, Mona Nasr, And Maryam Hazman. 2022. "Densenet Based Model For Plant Diseases Diagnosis." 6(5):1-9.
- Fauzan Muhammad, Aniati Murni Arimurthy, Dina Chahyati. 2023. "Transfer Learning Dengan Metode Fine Tuning Pada Model Network VGG16 Dan Resnet50 Fauzan." 12(1):361-74.
- Gustino, Hardy, Muhammad Rafi, Winno Pratama, Rafli Aldrian Kurnianto, And Anggraini Puspita Sari. 2025. "Deteksi Penyakit Daun Terong Menggunakan Mobilenetv2."
- Harahap, Gustini S. A. 2025. "ARABICA DENGAN METODE CNN DAN TRANSFER LEARNING DENSENET-201." (April):83-91. Doi: 10.14710/Transmisi.27.2.83-91.
- Hayami, Regiolina, Evans Fuad, Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Riau, Convolutional Neural Network, And Pemrosesan Citra. 2025. "Identifikasi Penyakit Tanaman Tomat Melalui Citra Daun Menggunakan Densenet201." 6(2):166-74.
- Hidayah, Aditia, Yuza Reswan, Agung Kharisma Hidayah, Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Kampung Bali, Teluk Segara, Kota Bengkulu, And Histogram Equalization. 2025. "Perbaikan Citra Input Untuk Deteksi Kualitas Daun Sawi." 9(3):5244-49.
- Issn, P., Nani Awalia, And Aji Primajaya. 2022. "Identifikasi Penyakit Leaf Mold Daun Tomat Menggunakan Model Densenet121 Berbasis Transfer Learning." 8(1):49-54.
- Maulini, Rima, Dwirgo Sahlinal, Dian Meilantika, Dani Rofianto, And Tri Pujiana. 2025. "Deteksi Dini Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Transfer Learning Dengan Arsitektur Densenet121." 7:559-67. Doi: 10.30865/Json.V7i2.9094.
- Muhammad Yazid Abud Asseweth - Klasifikasi Penyakit Pada. 2024. "Tanaman Padi Menggunakan Arsitektur Densenet-169 Skripsi Oleh : Muhammad Yazid Abud Asseweth Fakultas Teknik Universitas Medan Area Medan Tanaman Padi Menggunakan Arsitektur Densenet-169 Skripsi Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sa."
- Pahtulloh, Rahmat, Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Teknik, And Universitas Bina Insan. 2025. *Penerapan Metode Transfer Learning Dalam Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Arsitektur Densenet-201 Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Arsitektur Densenet-201.*
- Pangestu, Denis Aji, Okta Qomaruddin Aziz, And Cahyo Crysdiyan. 2025. "Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network." 10(2):235-48.
- Putra, Yusran Panca, Agus Susanto, And Willi Novrian. 2025. "Penerapan Jaringan Syaraf Konvolusional Untuk Deteksi Penyakit Tanaman Kopi Berdasarkan Citra Daun." 5(3):507-13.
- Salim, Vilvilia, Asrul Abdullah, And Putri Yuli Utami. 2024. "Klasifikasi Citra Penyakit Tanaman Pada Daun Paprika Dengan Metode Transfer Learning Menggunakan Densenet-201." 13(1):3001-14.
- Saputra, Rizal Adi. 2024. "KLASIFIKASI PENYAKIT PADI MELALUI CITRA DAUN." 12(2).
- Suparman, Suparman. 2023. "Ya _ Kecamatan _ Buay _ Rawan _ K Abupaten _ Ogan _ Komering _ Ulu _ Selatan . Pdf."
- Tirta, M. Sandy, Rudi Kurniawan, And Antoni Zulus. 2025. "Model Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Arsitektur Densenet-201." 4(3):91-99. Doi: 10.47065/jieee.V4i3.2347.
- Zalmi, Wahyuni Fithratul. 2025. "Penerapan Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat." 4221:58-67.