Copyright © The Author(s) 2026
Jurnal Artificial, Vol 4 No 2, Oktober 2026

Fusion Fitur EfficientNetB0 dan MobileNetV2 dengan Machine Learning untuk Klasifikasi Penyakit Daun Kubis

Eki Dwi Agustina [1*], Budi Santoso [2], Bunga Intan [3]

[1, 2, 3] Universitas Bina Insan, Indonesia

* ekidwiagustina783@gmail.com

Abstrak

Penyakit pada daun kubis memiliki karakteristik visual yang dapat saling menyerupai sehingga proses identifikasi berbasis citra menjadi tantangan dalam membedakan daun sehat dan daun yang terinfeksi penyakit. Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode klasifikasi penyakit daun kubis menggunakan *feature fusion* EfficientNetB0 dan MobileNetV2 yang dikombinasikan dengan algoritma *machine learning*. Dataset yang digunakan terdiri atas **1**.022 citra dengan tiga kelas, yaitu Daun Sehat, *Erwinia carotovora*, dan *Xanthomonas campestris*. Citra melalui tahap *preprocessing* berupa *resize* menjadi 224×224 piksel dan normalisasi nilai piksel, kemudian dibagi secara *stratified* dengan rasio 80:10:10. EfficientNetB0 dan MobileNetV2 digunakan sebagai *feature extractor* dengan bobot pralatih, kemudian masing-masing menghasilkan 1.280 fitur yang digabungkan menjadi 2.560 fitur. Fitur gabungan diklasifikasikan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dan *Random Forest*. Hasil pengujian pada 103 citra *testing* menunjukkan bahwa SVM memperoleh akurasi 96,12% dan *macro F1-score* 0,94, sedangkan *Random Forest* memperoleh akurasi 94,17% dan *macro F1-score* 0,93. SVM juga mampu mengklasifikasikan seluruh citra Daun Sehat dengan benar. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *feature fusion* EfficientNetB0 dan MobileNetV2 yang dikombinasikan dengan SVM dapat digunakan untuk klasifikasi penyakit daun kubis, meskipun pembedaan kelas *Erwinia carotovora* masih memerlukan pengembangan lebih lanjut.

Kata Kunci: *Daun Kubis, Efficientnetb0, Feature Fusion, Mobilenetv2, Support Vector Machine*

Pendahuluan

Tanaman kubis (*Brassica oleracea*) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai penting dalam penyediaan pangan dan mendukung aktivitas ekonomi di sektor pertanian. Dalam proses budidayanya, produktivitas kubis tidak hanya dipengaruhi oleh kondisi lingkungan, teknik pemeliharaan, dan ketersediaan unsur hara, tetapi juga oleh serangan penyakit yang dapat mengubah karakteristik fisik tanaman dan menurunkan kualitas hasil panen. Penyakit pada tanaman umumnya dapat dikenali melalui perubahan visual pada bagian tanaman, khususnya daun, seperti perubahan warna, munculnya bercak, nekrosis, perubahan tekstur, hingga pembusukan. Kondisi tersebut menjadikan daun sebagai salah satu objek penting dalam proses identifikasi penyakit berbasis citra (Isabela & Muzakkar, 2026). Pengembangan metode otomatis untuk mengenali gejala penyakit melalui citra menjadi semakin relevan karena proses identifikasi secara manual membutuhkan pengamatan dan pengetahuan khusus mengenai karakteristik gejala penyakit (Sajitha et al., 2024).

Identifikasi penyakit secara konvensional masih banyak bergantung pada pengamatan visual oleh manusia. Pendekatan tersebut dapat dilakukan secara langsung di lapangan,

https://doi.org/10.54065/artificial.4.2.2026.2021

tetapi hasil diagnosis dapat dipengaruhi oleh pengalaman, tingkat ketelitian, kondisi pencahayaan, serta kemiripan karakteristik visual antarpenyakit (Rismawati & Nuhardin, 2023). Perbedaan kecil pada warna, tekstur, bentuk bercak, atau pola kerusakan daun juga dapat menyulitkan proses identifikasi ketika beberapa penyakit memiliki gejala yang hampir serupa. Selain itu, pemeriksaan manual pada jumlah tanaman yang besar membutuhkan waktu dan tenaga yang lebih banyak. Permasalahan tersebut menjadi salah satu alasan berkembangnya penelitian mengenai sistem identifikasi penyakit tanaman berbasis *computer vision* dan kecerdasan buatan yang memungkinkan proses klasifikasi dilakukan secara lebih otomatis dan terukur (Bagga & Goyal, 2024). Perkembangan penelitian dalam beberapa tahun terakhir juga menunjukkan peningkatan penggunaan *machine learning* (ML) dan *deep learning* (DL) untuk mendukung deteksi serta klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra (Das et al., 2024).

Pendekatan ML konvensional pada klasifikasi penyakit tanaman umumnya memerlukan proses ekstraksi fitur sebelum klasifikasi. Karakteristik visual seperti warna dan tekstur dapat direpresentasikan menggunakan fitur tertentu, kemudian digunakan sebagai masukan bagi algoritma seperti *Support Vector Machine* (SVM) (Patil & More, 2024). Pendekatan tersebut masih memiliki nilai praktis karena relatif sederhana dan dapat bekerja pada dataset yang tidak terlalu besar. Namun, kualitas hasil klasifikasi sangat bergantung pada kemampuan fitur yang dipilih dalam merepresentasikan karakteristik penyakit. Fitur yang dirancang secara manual juga berpotensi memiliki keterbatasan ketika pola penyakit memiliki karakteristik visual yang kompleks atau saling menyerupai (Javidan et al., 2024). Di sisi lain, penggunaan fitur mendalam (*deep features*) sebagai masukan SVM telah menunjukkan bahwa representasi yang dipelajari oleh CNN dapat dikombinasikan dengan classifier ML untuk menghasilkan klasifikasi yang baik pada citra tanaman (Turkoglu et al., 2022).

Perkembangan *deep learning* (DL), khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), kemudian mengubah pendekatan tersebut dengan memungkinkan model mempelajari representasi fitur citra secara otomatis (Prince et al., 2024). CNN dapat mempelajari karakteristik visual dari tingkat rendah hingga tingkat tinggi sehingga tidak sepenuhnya bergantung pada fitur yang dirancang secara manual. Penerapan DL pada identifikasi penyakit tanaman telah berkembang secara luas, baik untuk klasifikasi, deteksi, maupun segmentasi penyakit (Dai et al., 2024). Tinjauan sistematis terhadap penelitian tahun 2020–2024 menunjukkan bahwa berbagai arsitektur DL telah digunakan untuk menganalisis citra daun tanaman dan mampu memberikan kinerja yang menjanjikan, meskipun masih terdapat tantangan terkait ukuran dataset, variasi kondisi citra, kompleksitas model, dan kemampuan generalisasi terhadap data yang berbeda dari data pelatihan (Pacal et al., 2024).

Pada objek kubis, penerapan *deep learning* juga menunjukkan perkembangan yang cukup signifikan. Penelitian misalnya, menerapkan CNN untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman kubis dan menunjukkan bahwa pendekatan tersebut dapat digunakan untuk mengenali pola penyakit dari citra daun (Nagachandrika et et., 2024). Penelitian yang lebih baru yang membandingkan EfficientNetB7, MobileNetV2, dan DenseNet201 untuk klasifikasi penyakit daun kubis menggunakan 1.400 citra. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa ketiga arsitektur mampu melakukan klasifikasi dengan akurasi tinggi, dengan EfficientNetB7 mencapai 98,56%, MobileNetV2 sebesar 98,26%, dan DenseNet201 sebesar 97,64% (Girmaw et al., 2024). Temuan tersebut memperlihatkan bahwa arsitektur

CNN modern, termasuk EfficientNet dan MobileNet, memiliki kemampuan yang baik dalam mengekstraksi representasi visual penyakit pada daun kubis

Temuan tersebut menunjukkan bahwa EfficientNet dan MobileNet memiliki potensi sebagai *feature extractor* untuk citra penyakit daun kubis. EfficientNet menggunakan strategi *compound scaling* untuk menyeimbangkan kedalaman, lebar jaringan, dan resolusi, sedangkan MobileNetV2 dirancang sebagai arsitektur yang relatif ringan dengan efisiensi komputasi yang baik. Perbedaan karakteristik arsitektur tersebut membuka peluang untuk memanfaatkan representasi fitur dari keduanya secara bersamaan. Strategi *feature fusion* sendiri telah digunakan pada penelitian penyakit tanaman untuk menggabungkan informasi dari representasi yang berbeda sehingga karakteristik citra yang digunakan pada proses klasifikasi menjadi lebih beragam (Kaya & Gursoy, 2023). Penggabungan fitur CNN dengan fitur lain juga dilaporkan mampu meningkatkan kemampuan representasi pada klasifikasi multikelas penyakit daun (Hosny et al., 2023).

Penelitian terdahulu yang paling relevan dengan penelitian ini dapat dikelompokkan menjadi tiga pendekatan utama. Pertama, pendekatan berbasis fitur manual yang dikombinasikan dengan ML. Penelitian pada 606 citra daun kubis menggunakan GLCM untuk merepresentasikan tekstur dan HSV untuk merepresentasikan warna, kemudian menggunakan SVM dengan kernel RBF sebagai classifier. Hasil terbaik mencapai akurasi 94,21% pada konfigurasi C = 10 dan gamma = 0,1 (Maulidia et al., 2025). Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi informasi warna dan tekstur masih mampu memberikan performa yang baik, tetapi representasi citra tetap bergantung pada fitur yang ditentukan secara eksplisit.

Kedua, pendekatan berbasis CNN dan *transfer learning* telah digunakan untuk mempelajari representasi visual secara otomatis. Pada klasifikasi penyakit daun kubis, EfficientNetB7, MobileNetV2, dan DenseNet201 menghasilkan akurasi pengujian masing-masing 98,56%, 98,26%, dan 97,64% pada dataset 1.400 citra (Girmaw et al., 2024). Pendekatan tersebut memperlihatkan kemampuan CNN dalam mengekstraksi karakteristik penyakit tanpa memerlukan perancangan fitur warna dan tekstur secara manual. Namun, masing-masing arsitektur masih digunakan sebagai model individual sehingga representasi fitur dari dua arsitektur yang berbeda belum dimanfaatkan secara langsung dalam satu ruang fitur.

Ketiga, penelitian mulai mengarah pada pendekatan hibrida dan *feature fusion* untuk memanfaatkan informasi dari beberapa representasi. Penggabungan fitur mendalam dengan fitur lain telah digunakan untuk meningkatkan representasi citra penyakit tanaman, sedangkan penggunaan *deep features* bersama SVM menunjukkan bahwa CNN dapat berfungsi sebagai ekstraktor fitur dan classifier ML digunakan pada tahap pengambilan keputusan (Fan et al., 2022; Hosny et al., 2023). Pendekatan ensemble yang menggabungkan EfficientNetB0 dan MobileNetV2 juga telah diterapkan pada klasifikasi berbagai penyakit tanaman dan menunjukkan potensi penggunaan dua arsitektur tersebut secara bersamaan (Vo et al., 2023).

Selain itu, pendekatan hibrida yang mengombinasikan CNN dengan algoritma ML juga telah digunakan untuk menangani karakteristik dataset yang lebih kompleks. Penelitian yang menggunakan model CNN berbobot yang dikombinasikan dengan AdaBoost Decision Tree dan memperoleh *weighted F1-score* sebesar 97% (Iriany et al., 2025). Pendekatan tersebut menunjukkan bahwa integrasi komponen DL dan ML dapat menjadi strategi untuk

memperoleh representasi dan keputusan klasifikasi yang lebih efektif. Namun, pendekatan tersebut menggunakan strategi pembobotan dan *ensemble classifier*, bukan penggabungan fitur dari dua arsitektur CNN berbeda sebelum proses klasifikasi.

Berdasarkan ketiga kecenderungan tersebut, masih terdapat ruang penelitian pada penggabungan fitur dari EfficientNetB0 dan MobileNetV2 sebagai dua ekstraktor fitur yang memiliki karakteristik arsitektur berbeda. Penelitian terdahulu pada kubis telah membuktikan kemampuan masing-masing arsitektur melalui penggunaan model individual, sedangkan penelitian *feature fusion* pada tanaman lain menunjukkan bahwa penggabungan representasi dapat menjadi strategi untuk memperkaya informasi fitur. Dengan demikian, penggabungan kedua arsitektur pada level fitur dapat menjadi pendekatan yang relevan untuk menguji apakah representasi gabungan mampu memberikan informasi yang lebih bermanfaat bagi classifier ML.

Berdasarkan penelitian terdahulu, terdapat tiga kesenjangan yang menjadi dasar penelitian ini. Pertama, pendekatan berbasis fitur manual seperti GLCM dan HSV masih memiliki ketergantungan terhadap karakteristik yang ditentukan oleh peneliti. Kedua, penelitian pada daun kubis menggunakan CNN telah menghasilkan performa tinggi, tetapi arsitektur seperti EfficientNet dan MobileNet masih banyak digunakan secara individual. Ketiga, penelitian *feature fusion* telah berkembang pada klasifikasi penyakit tanaman, tetapi penerapan penggabungan fitur EfficientNetB0 dan MobileNetV2, kemudian menggunakan fitur gabungan sebagai masukan classifier ML pada klasifikasi tiga kelas penyakit daun kubis, masih perlu dikaji lebih lanjut. Penggunaan fitur gabungan juga memberikan peluang untuk membandingkan kemampuan beberapa classifier pada representasi fitur yang sama sehingga perbedaan kinerja dapat dianalisis secara lebih terarah.

Permasalahan yang menjadi fokus penelitian ini adalah bagaimana membangun representasi fitur citra yang dapat membedakan daun sehat dengan daun yang mengalami *Xanthomonas campestris* dan *Erwinia carotovora*. Ketiga kelas tersebut memiliki karakteristik visual yang berbeda, tetapi beberapa gejala penyakit dapat memiliki kemiripan sehingga diperlukan representasi yang mampu menangkap informasi visual secara lebih komprehensif. Penelitian ini menggunakan EfficientNetB0 dan MobileNetV2 sebagai *feature extractor* untuk memperoleh dua representasi fitur yang kemudian digabungkan sebelum proses klasifikasi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan metode klasifikasi penyakit daun kubis melalui fusion fitur EfficientNetB0 dan MobileNetV2 dengan machine learning. Fitur yang diperoleh dari kedua arsitektur digabungkan menjadi satu representasi dan selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi SVM dan Random Forest. Kinerja kedua classifier dibandingkan berdasarkan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan representasi fitur yang lebih informatif sekaligus menunjukkan classifier yang sesuai untuk memanfaatkan fitur gabungan dalam klasifikasi penyakit daun kubis.

Metode

Desain Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian eksperimental berbasis komputasi yang menerapkan pengolahan citra dan *machine learning* untuk melakukan klasifikasi penyakit

daun kubis. Pendekatan yang digunakan mengintegrasikan *deep learning* sebagai ekstraktor fitur dengan algoritma *machine learning* sebagai classifier. Model *deep learning* yang digunakan adalah EfficientNetB0 dan MobileNetV2, sedangkan algoritma *machine learning* yang digunakan adalah Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest.

Alur penelitian dimulai dengan memperoleh dataset citra daun kubis dari Mendeley Data, kemudian melakukan pemilihan data berdasarkan kelas yang menjadi fokus penelitian. Citra yang telah dipersiapkan selanjutnya melalui tahap *preprocessing* berupa penyeragaman ukuran dan normalisasi nilai piksel. Dataset kemudian dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian menggunakan rasio 80:10:10 dengan *stratified sampling*. Pada tahap berikutnya, citra diproses secara paralel menggunakan EfficientNetB0 dan MobileNetV2 yang telah menggunakan bobot pretrained ImageNet. Fitur yang dihasilkan dari kedua model kemudian digabungkan melalui *feature concatenation*. Representasi fitur hasil penggabungan digunakan sebagai masukan bagi SVM dan Random Forest. Tahap terakhir adalah pengujian model menggunakan data uji dan evaluasi berdasarkan *confusion matrix*, accuracy, precision, recall, dan F1-score.

Objek dan Sumber Data

Objek penelitian adalah citra daun kubis yang digunakan untuk mengidentifikasi kondisi sehat dan penyakit berdasarkan karakteristik visual daun. Dataset yang digunakan berasal dari Mendeley Data dengan nama "Cabbage Leaf Disease Dataset". Dari dataset tersebut, penelitian menggunakan total 1.022 citra yang difilter menjadi tiga kelas sesuai dengan ruang lingkup penelitian, yaitu Busuk Hitam (*Xanthomonas campestris*), Busuk Basah (*Erwinia carotovora*), dan Daun Sehat.

Kelas Busuk Hitam direpresentasikan oleh citra daun yang menunjukkan karakteristik lesi berbentuk V berwarna kuning hingga hitam dan nekrosis. Kelas Busuk Basah direpresentasikan oleh citra dengan gejala jaringan yang mengalami pembusukan, sedangkan kelas Daun Sehat digunakan sebagai kelas kontrol. Ketiga kelas tersebut menjadi label target dalam proses klasifikasi.

Pengumpulan data dilakukan dengan mengakses dataset publik, mengunduh citra yang diperlukan, kemudian melakukan penyaringan berdasarkan kelas yang sesuai dengan tujuan penelitian. Citra yang telah dipilih disusun berdasarkan label kelas sehingga dapat digunakan dalam proses *supervised learning*. Sebelum masuk ke tahap ekstraksi fitur, data diperiksa dan dipersiapkan agar memiliki format yang dapat diterima oleh model *deep learning*.

Komponen Penelitian

Komponen utama penelitian terdiri atas citra daun kubis sebagai data masukan, EfficientNetB0 dan MobileNetV2 sebagai *feature extractor*, *feature fusion* sebagai mekanisme penggabungan representasi, serta SVM dan Random Forest sebagai algoritma klasifikasi.

EfficientNetB0 digunakan untuk memperoleh representasi fitur dari citra melalui arsitektur CNN yang menerapkan konsep *compound scaling*. MobileNetV2 digunakan sebagai ekstraktor fitur kedua dengan karakteristik arsitektur yang menekankan efisiensi komputasi melalui *depthwise separable convolution*. Kedua model menggunakan bobot pretrained ImageNet dan digunakan tanpa lapisan klasifikasi akhirnya. Masing-masing model menghasilkan representasi fitur berukuran 1.280 dimensi setelah melalui *Global*

Average Pooling. Kedua representasi tersebut kemudian digabungkan sehingga menghasilkan vektor fitur gabungan berukuran 2.560 dimensi. Fitur gabungan selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi dua algoritma klasifikasi. SVM menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF), sedangkan Random Forest digunakan sebagai model pembanding.

Persiapan dan Pengolahan Data

Tahap pengolahan data dilakukan untuk memastikan citra memiliki format yang seragam sebelum digunakan dalam proses ekstraksi fitur. Tahap pertama adalah pemeriksaan dan pemuatan citra dari direktori berdasarkan kelasnya. Citra yang berhasil dibaca kemudian disiapkan sebagai data masukan model.

Selanjutnya, seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224 × 224 piksel. Penyeragaman ukuran dilakukan karena model EfficientNetB0 dan MobileNetV2 membutuhkan dimensi masukan yang konsisten dalam proses ekstraksi fitur. Setelah *resize*, nilai piksel dinormalisasi dari rentang 0–255 menjadi rentang 0–1. Normalisasi dilakukan untuk menghasilkan representasi nilai piksel yang lebih sesuai dengan proses komputasi model.

Setelah preprocessing, dataset dibagi menjadi tiga subset, yaitu data *training*, *validation*, dan *testing* dengan rasio 80:10:10. Pembagian dilakukan secara *stratified* sehingga proporsi masing-masing kelas tetap terjaga pada setiap subset. Data *training* digunakan dalam proses pembentukan model klasifikasi, sedangkan data *validation* dan data *testing* digunakan sesuai dengan prosedur pengujian yang diterapkan. Pembagian tersebut juga digunakan untuk mengurangi kemungkinan distribusi kelas yang tidak proporsional pada masing-masing subset.

Ekstraksi dan Fusion Fitur

Tahap ekstraksi fitur merupakan bagian utama dari pendekatan penelitian. Dua model CNN pretrained, yaitu EfficientNetB0 dan MobileNetV2, digunakan secara paralel untuk menghasilkan representasi fitur dari citra daun kubis. Kedua model menggunakan bobot yang telah dilatih pada dataset ImageNet.

Pada penelitian ini, lapisan klasifikasi bawaan model tidak digunakan. Parameter include_top=False diterapkan sehingga EfficientNetB0 dan MobileNetV2 berfungsi sebagai ekstraktor fitur, bukan sebagai classifier. Seluruh lapisan kedua model juga dibekukan dengan pengaturan *trainable = False*. Dengan demikian, bobot pretrained tidak diperbarui selama proses penelitian. Setelah representasi fitur diperoleh, *Global Average Pooling* digunakan untuk menghasilkan vektor fitur yang lebih ringkas.

Masing-masing ekstraktor menghasilkan vektor fitur berukuran 1.280 dimensi. Selanjutnya, vektor fitur dari EfficientNetB0 dan MobileNetV2 digabungkan menggunakan operasi *concatenation*. Secara konseptual, proses tersebut dapat dituliskan sebagai:

$$F_{fusion} = [F_{EfficientNetB0}; F_{MobileNetV2}]$$

dengan $F_{EfficientNetB0}$ merupakan fitur berukuran 1.280 dimensi dan $F_{MobileNetV2}$ merupakan fitur berukuran 1.280 dimensi. Hasil penggabungan menghasilkan representasi fitur sebesar 2.560 dimensi. Representasi tersebut selanjutnya digunakan sebagai input untuk tahap klasifikasi menggunakan SVM dan Random Forest.

Pendekatan ini memungkinkan informasi yang diperoleh dari dua arsitektur CNN digunakan secara bersamaan. EfficientNetB0 dan MobileNetV2 memiliki struktur arsitektur

yang berbeda sehingga fitur yang dihasilkan dapat memberikan representasi visual yang berbeda pula. Dalam penelitian ini, penggabungan dilakukan pada tingkat fitur sebelum klasifikasi, bukan dengan menggabungkan hasil prediksi dari kedua model.

Klasifikasi Menggunakan SVM dan Random Forest

Fitur hasil *fusion* digunakan sebagai input bagi dua algoritma *machine learning*, yaitu Support Vector Machine dan Random Forest. Penggunaan dua classifier dimaksudkan untuk mengevaluasi kemampuan fitur gabungan ketika digunakan oleh algoritma dengan mekanisme klasifikasi yang berbeda.

Support Vector Machine

SVM digunakan sebagai classifier utama. SVM bekerja dengan mencari batas pemisah (*hyperplane*) yang dapat memisahkan data antar kelas dengan margin yang optimal. Karena fitur hasil *fusion* memiliki dimensi tinggi dan hubungan antarfitur tidak selalu bersifat linear, digunakan kernel Radial Basis Function (RBF).

Kernel RBF dapat dinyatakan sebagai:

$$K\ (x_i, x_j) = \exp(-\gamma \left|\left|x_i - x_j\right|\right|^2)$$

dengan x_i dan x_j merupakan dua sampel data, sedangkan γ merupakan parameter yang mengatur pengaruh suatu sampel terhadap sampel lainnya. Parameter regularisasi C digunakan untuk mengatur keseimbangan antara margin dan kesalahan klasifikasi.

Konfigurasi awal SVM pada penelitian ini menggunakan kernel RBF, C = 1,0, dan gamma = *scale*. Selain konfigurasi tersebut, proses pelatihan pada rancangan penelitian menggunakan *Grid Search* dan 5-Fold Cross Validation untuk menentukan konfigurasi parameter yang digunakan pada proses klasifikasi.

Random Forest

Random Forest digunakan sebagai classifier pembanding. Algoritma ini membangun sejumlah *decision tree* menggunakan sampel dan subset fitur yang berbeda, kemudian menentukan kelas berdasarkan hasil agregasi prediksi dari pohon-pohon tersebut. Random Forest menggunakan 100 pohon keputusan dan *max_depth* 10. Parameter tersebut digunakan untuk mengontrol jumlah pohon dan kedalaman maksimum setiap pohon sehingga model dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap fitur hasil *fusion*.

Proses Implementasi dan Pengujian

Implementasi penelitian dilakukan secara bertahap mulai dari pemuatan dataset hingga evaluasi model. Setelah preprocessing dan pembagian data, citra diproses menggunakan EfficientNetB0 dan MobileNetV2 secara paralel. Output kedua ekstraktor kemudian digabungkan menjadi fitur 2.560 dimensi. Fitur tersebut digunakan untuk melatih SVM dan Random Forest.

Proses validasi model menggunakan 5-Fold Cross Validation yang dikombinasikan dengan *Grid Search* untuk proses pencarian konfigurasi parameter. Setelah model diperoleh, pengujian dilakukan terhadap data uji yang telah dipisahkan sebelumnya. Prediksi model kemudian dibandingkan dengan label sebenarnya untuk memperoleh nilai evaluasi pada setiap kelas. Rancangan alur penelitian secara eksplisit menempatkan

pengumpulan data, preprocessing, ekstraksi fitur paralel, *feature fusion*, pelatihan machine learning, dan evaluasi sebagai tahapan utama.

Pengujian dilakukan terhadap dua classifier, yaitu SVM dan Random Forest. Hasil prediksi keduanya digunakan untuk membandingkan kemampuan klasifikasi fitur hasil *fusion*. Selain evaluasi numerik, hasil prediksi juga ditampilkan untuk melihat kesesuaian antara label sebenarnya dan label hasil klasifikasi.

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan tiga kelas penyakit daun kubis. Evaluasi utama menggunakan *confusion matrix*, accuracy, precision, recall, dan F1-score. *Confusion matrix* digunakan untuk melihat distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kelas, sedangkan metrik kuantitatif digunakan untuk memberikan ukuran numerik terhadap kinerja model.

Accuracy mengukur proporsi seluruh prediksi yang benar terhadap jumlah seluruh data yang diuji:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Precision menunjukkan ketepatan model ketika memprediksi suatu kelas:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Recall menunjukkan kemampuan model dalam menemukan seluruh sampel yang termasuk dalam suatu kelas:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1-score merupakan rata-rata harmonik antara precision dan recall:

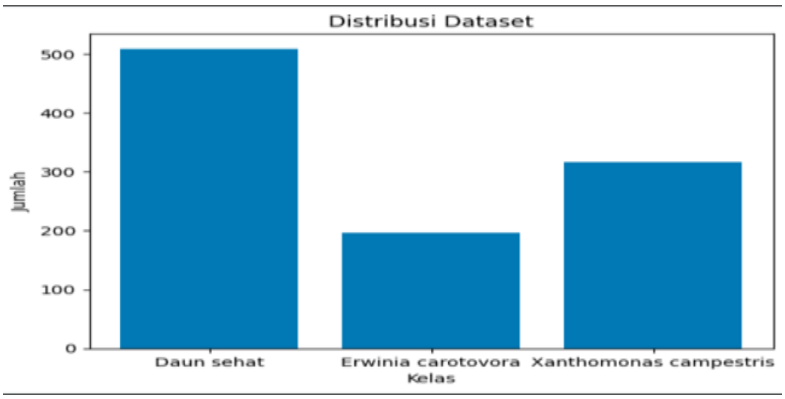
$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision \times Recall}$$

Untuk klasifikasi multikelas, nilai precision, recall, dan F1-score dapat dihitung pada setiap kelas kemudian dirata-ratakan menggunakan pendekatan *macro average*. Evaluasi tersebut digunakan untuk melihat tidak hanya ketepatan keseluruhan model, tetapi juga kemampuan model dalam mengenali masing-masing kelas.

Hasil

Hasil Persiapan dan Distribusi Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian terdiri atas citra daun kubis yang dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yaitu Daun Sehat, *Erwinia carotovora*, dan *Xanthomonas campestris*. Pada tahap implementasi, sistem berhasil membaca sebanyak 1.022 citra dari ketiga kelas tersebut. Dataset kemudian diperiksa dan disusun berdasarkan label masing-masing kelas sebelum digunakan pada tahap *preprocessing* dan ekstraksi fitur.



Gambar 1. *Distribusi Dataset*

Gambar 1 memperlihatkan distribusi jumlah citra pada masing-masing kelas. Kelas Daun Sehat memiliki jumlah data paling banyak, diikuti oleh *Xanthomonas campestris* dan *Erwinia carotovora*. Distribusi tersebut menunjukkan bahwa jumlah citra antar kelas belum sepenuhnya sama, sehingga pembagian data dilakukan secara *stratified* untuk mempertahankan proporsi masing-masing kelas pada data pelatihan, validasi, dan pengujian.

Berdasarkan proses pembagian data, sebanyak 817 citra digunakan sebagai data *training*, 102 citra sebagai data *validation*, dan 103 citra sebagai data *testing*. Pembagian dilakukan dengan mempertahankan proporsi kelas sehingga ketiga subset tetap merepresentasikan distribusi data secara relatif konsisten.

```
=== PROSES SPLITTING SELESAI ===
Train: 817
Validation: 102
Test: 103

--- Pengecekan Distribusi Kelas (Stratified Check) ---

Proporsi Kelas di Data Latih:
Daun sehat                0.498164
Xanthomonas campestris    0.309670
Erwinia carotovora        0.192166
Name: proportion, dtype: float64

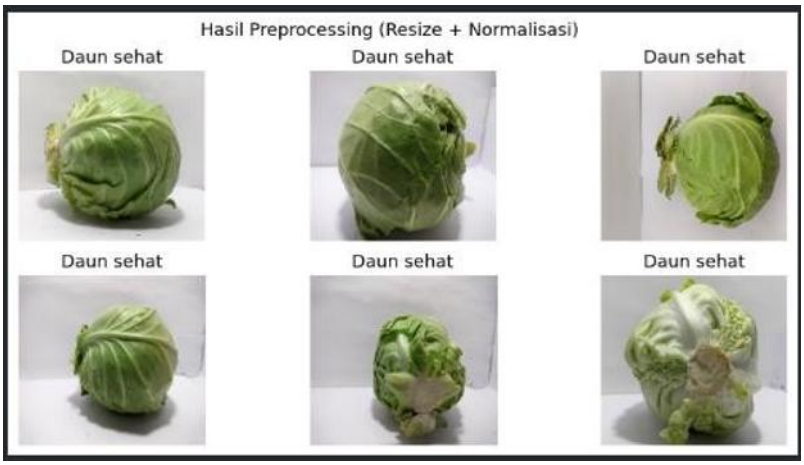
Proporsi Kelas di Data Uji (Harusnya mirip):
Daun sehat                0.495146
Xanthomonas campestris    0.310680
Erwinia carotovora        0.194175
Name: proportion, dtype: float64
```

Gambar 2. *Hasil pembagian Dataset*

Pembagian tersebut menghasilkan 103 citra pada data pengujian yang kemudian digunakan sebagai dasar evaluasi akhir model. Jumlah data uji tersebut menjadi dasar perhitungan *classification report* dan *confusion matrix* untuk SVM dan Random Forest.

Hasil Preprocessing Citra

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyeragamkan bentuk citra sebelum proses ekstraksi fitur. Setiap citra diubah ukurannya menjadi 224 × 224 piksel dan nilai piksel dinormalisasi dari rentang 0–255 menjadi rentang 0–1. Proses tersebut menghasilkan citra dengan ukuran dan skala nilai yang seragam sehingga dapat digunakan sebagai input bagi EfficientNetB0 dan MobileNetV2.



Gambar 3. *Hasil Preprocessing Citra Daun Kubis*

Gambar 3 memperlihatkan beberapa contoh citra setelah proses *resize* dan normalisasi. Perubahan tersebut tidak mengubah label kelas citra, tetapi memastikan seluruh data memiliki format input yang sesuai dengan model *deep learning*. Hasil *preprocessing* selanjutnya digunakan secara konsisten pada tahap ekstraksi fitur menggunakan EfficientNetB0 dan MobileNetV2.

Hasil Ekstraksi dan Fusion Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan dua model *deep learning* pretrained, yaitu EfficientNetB0 dan MobileNetV2. Kedua model digunakan secara paralel sebagai *feature extractor* dengan bobot pretrained ImageNet. Lapisan klasifikasi bawaan model tidak digunakan sehingga keluaran yang diperoleh berupa representasi fitur dari citra daun kubis.

```
mobilenet = tf.keras.applications.MobileNetV2(
    input_shape=(224,224,3),
    include_top=False,
    weights='imagenet'
)
mobilenet.trainable = False

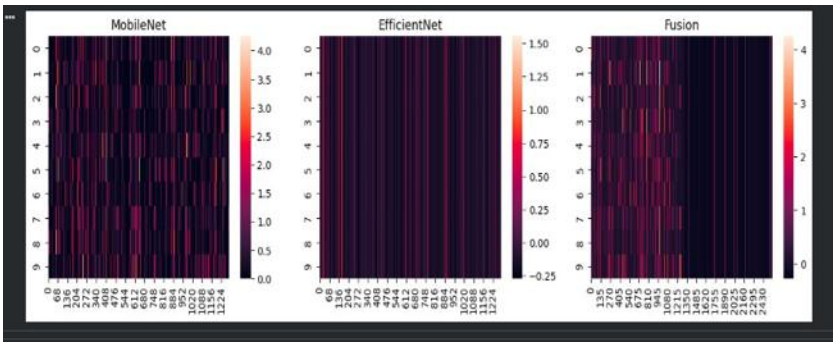
feat_m = layers.GlobalAveragePooling2D()(mobilenet.output)
model_m = models.Model(inputs=mobilenet.input, outputs=feat_m)

efficientnet = tf.keras.applications.EfficientNetB0(
    input_shape=(224,224,3),
    include_top=False,
    weights='imagenet'
)
efficientnet.trainable = False

feat_e = layers.GlobalAveragePooling2D()(efficientnet.output)
model_e = models.Model(inputs=efficientnet.input, outputs=feat_e)
```

Gambar 4. *Ekstraksi dan Fusion Fitur*

Hasil ekstraksi menunjukkan bahwa masing-masing model menghasilkan representasi fitur dengan ukuran 1.280 dimensi. Fitur yang diperoleh dari EfficientNetB0 dan MobileNetV2 kemudian digabungkan menggunakan *feature concatenation*. Proses tersebut menghasilkan representasi gabungan dengan ukuran 2.560 dimensi. Representasi inilah yang selanjutnya digunakan sebagai input untuk algoritma klasifikasi SVM dan Random Forest.



Gambar 5. *Visualisasi Fitur MobileNetV2, EfficientNetB0, dan Fusion*

Visualisasi fitur memperlihatkan adanya perbedaan pola representasi antara fitur yang dihasilkan MobileNetV2 dan EfficientNetB0. Setelah kedua representasi digabungkan, fitur *fusion* memiliki dimensi yang lebih besar dan memuat representasi dari kedua ekstraktor. Hasil tersebut menunjukkan bahwa tahap *feature fusion* berhasil menghasilkan satu representasi fitur yang menggabungkan keluaran kedua model sebelum diteruskan ke classifier.

Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model Bi-LSTM

Fitur hasil *fusion* selanjutnya digunakan untuk melakukan klasifikasi menggunakan dua algoritma *machine learning*, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel RBF dan *Random Forest*. Kedua model diuji menggunakan data *testing* sebanyak 103 citra. Hasil pengujian kemudian dianalisis menggunakan *classification report* dan *confusion matrix*.

Tabel 1. *Perbandingan Kinerja SVM dan Random Forest*

Model	Accuracy	Macro Precision	Macro Recall	Macro F1-score	Weighted F-1score
SVM	96,12%	0,96	0,93	0,94	0,96
Random Forest	94,17%	0,95	0,91	0,93	0,94

Hasil pada Tabel 1 menunjukkan bahwa SVM memperoleh *accuracy* sebesar 96,12%, sedangkan *Random Forest* menghasilkan *accuracy* sebesar 94,17%. Dengan demikian, terdapat selisih sekitar 1,95 poin persentase pada accuracy kedua model. Pada tingkat *macro average*, SVM memperoleh precision 0,96, recall 0,93, dan F1-score 0,94. Sementara itu, *Random Forest* memperoleh precision 0,95, recall 0,91, dan F1-score 0,93.

Hasil tersebut memperlihatkan bahwa fitur hasil *fusion* dapat digunakan oleh kedua classifier untuk membedakan tiga kelas daun kubis. Perbedaan performa antara kedua classifier menunjukkan bahwa representasi fitur yang sama dapat menghasilkan kinerja yang berbeda ketika diproses menggunakan mekanisme klasifikasi yang berbeda.

Hasil Klasifikasi pada Setiap Kelas

Analisis lebih lanjut dilakukan untuk mengetahui kemampuan model pada masing-masing kelas. Pada model SVM, kelas Daun Sehat memperoleh precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 1,00. Artinya, seluruh citra Daun Sehat pada data pengujian berhasil dikenali dengan benar.

Pada kelas *Erwinia carotovora*, SVM memperoleh precision 1,00, recall 0,80, dan F1-score 0,89. Nilai recall tersebut menunjukkan bahwa masih terdapat citra *Erwinia carotovora* yang belum berhasil dikenali oleh model. Sementara itu, kelas *Xanthomonas campestris* memperoleh precision 0,89, recall 1,00, dan F1-score 0,94.

Pada Random Forest, kelas Daun Sehat memperoleh precision 0,96, recall 1,00, dan F1-score 0,98. Kelas *Erwinia carotovora* memperoleh precision 1,00, recall 0,80, dan F1-score 0,89, sedangkan kelas *Xanthomonas campestris* memperoleh precision 0,88, recall 0,94, dan F1-score 0,91.

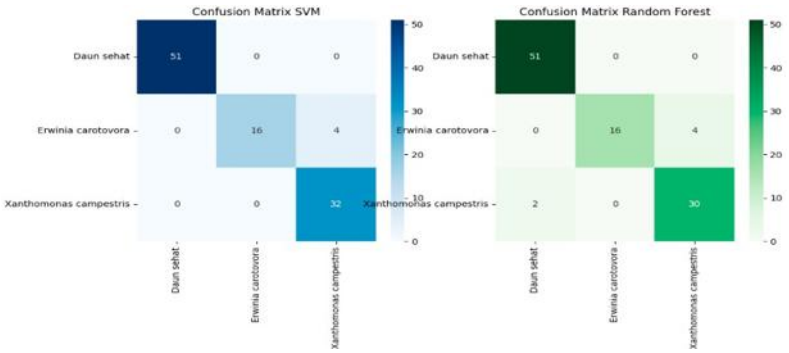
Tabel 2. *Classification Report SVM dan Random Forest*

Kelas	Model	Precision	Recall	F1-score	Support
Daun Sehat	SVM	1,00	1,00	1,00	51
Erwinia carotovora	SVM	1,00	0,80	0,89	20
Xanthomonas campestris	SVM	0,89	1,00	0,94	32
Daun Sehat	Random Forest	0,96	1,00	0,98	511
Erwinia carotovora	Random Forest	1,00	0,80	0,89	20
Xanthomonas campestris	Random Forest	0,88	0,94	0,91	32

Berdasarkan Tabel 2, kedua model menunjukkan pola performa yang relatif baik pada kelas Daun Sehat. Perbedaan yang lebih terlihat terdapat pada kelas *Xanthomonas campestris*, di mana SVM menghasilkan recall 1,00, sedangkan Random Forest menghasilkan recall 0,94. Pada kelas *Erwinia carotovora*, kedua model menghasilkan recall yang sama, yaitu 0,80.

Confusion Matrix

Untuk mengetahui pola kesalahan klasifikasi secara lebih rinci, dilakukan analisis menggunakan *confusion matrix*. Hasil *confusion matrix* untuk kedua model ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. *Confusion Matrix SVM dan Random Forest*

Pada SVM, sebanyak 51 citra Daun Sehat berhasil diklasifikasikan dengan benar. Pada kelas *Erwinia carotovora*, sebanyak 16 dari 20 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 4 citra diklasifikasikan sebagai *Xanthomonas campestris*. Sementara itu, seluruh 32 citra Xanthomonas campestris berhasil diklasifikasikan dengan benar. Dengan demikian, jumlah prediksi benar pada SVM adalah 99 dari 103 citra pengujian.

Pada *Random Forest*, sebanyak 51 citra Daun Sehat berhasil diklasifikasikan dengan benar. Pada kelas *Erwinia carotovora*, terdapat 16 prediksi benar dan 4 citra yang diprediksi sebagai *Xanthomonas campestris*. Pada kelas *Xanthomonas campestris*, sebanyak 30 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 2 citra diklasifikasikan sebagai Daun Sehat.

Hasil *confusion matrix* tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi antara kelas *Erwinia carotovora* dan *Xanthomonas campestris*. Pada SVM, kesalahan terjadi ketika citra *Erwinia carotovora* diprediksi sebagai *Xanthomonas*

campestris. Pola yang sama juga muncul pada Random Forest. Hal ini konsisten dengan nilai recall 0,80 pada kelas *Erwinia carotovora* pada kedua model.

Hasil Prediksi Citra

Selain evaluasi secara kuantitatif, dilakukan pula pengujian secara visual menggunakan beberapa sampel citra dari data pengujian. Pengujian ini menggunakan model SVM dan menampilkan label sebenarnya (*true label*) serta label hasil prediksi (*predicted label*).



Gambar 7. *Prediksi Citra Daun Kubis Menggunakan SVM*

Visualisasi hasil prediksi memperlihatkan beberapa contoh citra yang berhasil dikenali sesuai dengan label sebenarnya. Citra Daun Sehat dapat dikenali dengan baik, sedangkan beberapa citra dari kelas penyakit juga berhasil diberikan label yang sesuai. Visualisasi ini melengkapi hasil evaluasi numerik dengan menunjukkan penerapan model pada citra individual.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan *feature fusion* antara EfficientNetB0 dan MobileNetV2 yang dilanjutkan dengan algoritma *machine learning* mampu menghasilkan performa klasifikasi penyakit daun kubis yang baik. Dari 1.022 citra yang digunakan, data dibagi secara *stratified* menjadi 817 citra untuk pelatihan, 102 citra untuk validasi, dan 103 citra untuk pengujian. Pada tahap ekstraksi fitur, masing-masing model menghasilkan 1.280 fitur yang kemudian digabungkan menjadi representasi berukuran 2.560 fitur. Representasi tersebut selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi SVM dan Random Forest. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa SVM memperoleh akurasi 96,12%, sedangkan Random Forest memperoleh 94,17%. Dengan demikian, pembahasan difokuskan pada kemampuan representasi fitur hasil *fusion*, perbedaan kinerja kedua classifier, serta pola kesalahan pada masing-masing kelas.

Analisis Hasil Feature Fusion EfficientNetB0 dan MobileNetV2

Penggunaan EfficientNetB0 dan MobileNetV2 secara paralel menghasilkan gabungan fitur sebanyak 2.560 dimensi. Kedua model digunakan sebagai *feature extractor* dengan bobot pralatih dan seluruh *layer* dibekukan, kemudian representasi fitur diringkas menggunakan *Global Average Pooling*. Strategi ini memungkinkan informasi dari dua arsitektur digunakan secara bersamaan sebelum proses klasifikasi.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan *feature fusion* dapat digunakan untuk membangun representasi citra yang kemudian diproses oleh classifier konvensional.

Pendekatan serupa juga dilaporkan pada klasifikasi penyakit daun anggur, ketika fitur mendalam dari beberapa CNN digabungkan dan digunakan sebagai masukan SVM (Yadav et al., 2022). Penelitian tersebut menunjukkan bahwa penggabungan fitur dari beberapa jaringan dapat meningkatkan kemampuan klasifikasi dibandingkan penggunaan satu representasi fitur.

Pemilihan EfficientNetB0 dan MobileNetV2 juga relevan dengan karakteristik kedua arsitektur tersebut. MobileNetV2 dirancang dengan struktur yang relatif ringan, sedangkan keluarga EfficientNet dikembangkan untuk memperoleh keseimbangan antara kedalaman, lebar jaringan, resolusi, dan efisiensi komputasi. Pada penelitian klasifikasi penyakit daun kubis lainnya, MobileNetV2 dan EfficientNet juga menunjukkan kemampuan dalam mengenali karakteristik visual penyakit daun melalui pendekatan *transfer learning*.

Temuan yang lebih baru juga menunjukkan relevansi penggunaan kedua arsitektur tersebut secara bersamaan. Penggunakan kombinasi EfficientNetB0 dan MobileNetV2 untuk klasifikasi penyakit tanaman tomat melalui penggabungan representasi fitur (Prince et al, 2024). Meskipun struktur model dan dataset berbeda dengan penelitian ini, hasil tersebut memperlihatkan bahwa kedua backbone tersebut dapat digunakan sebagai sumber representasi yang saling melengkapi dalam klasifikasi penyakit tanaman.

Perbandingan Kinerja SVM dan Random Forest

Berdasarkan hasil pengujian pada 103 citra data *testing*, SVM menghasilkan akurasi sebesar 96,12%, sedangkan Random Forest sebesar 94,17%. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa pada representasi fitur 2.560 dimensi yang dihasilkan oleh *fusion* EfficientNetB0 dan MobileNetV2, SVM menghasilkan pemisahan kelas yang lebih baik dibandingkan Random Forest. Hasil evaluasi juga menunjukkan bahwa SVM memperoleh *macro F1-score* sebesar 0,94, sedangkan Random Forest sebesar 0,93.

Kinerja SVM yang lebih tinggi dapat dikaitkan dengan karakteristik data yang digunakan sebagai masukan *classifier*. Setelah proses *feature fusion*, setiap citra direpresentasikan dalam ruang fitur berdimensi tinggi. SVM dengan kernel RBF dapat membentuk batas keputusan nonlinier pada ruang fitur tersebut, sehingga karakteristik fitur yang kompleks masih dapat digunakan dalam proses pemisahan kelas. Sebaliknya, Random Forest membentuk keputusan melalui sekumpulan pohon keputusan sehingga pola pemisahan pada ruang fitur berdimensi tinggi dapat menghasilkan keputusan yang sedikit berbeda.

Hasil ini juga sejalan dengan penelitian yang mengombinasikan fitur mendalam dengan SVM pada klasifikasi penyakit daun. Penggunaan fitur hasil CNN sebagai masukan SVM memungkinkan proses ekstraksi representasi visual dilakukan oleh jaringan *deep learning*, sedangkan proses pengambilan keputusan klasifikasi dilakukan oleh algoritma *machine learning* (Abbas et al., 2022). Pada penelitian klasifikasi penyakit daun anggur, penggabungan fitur mendalam dan SVM juga dilaporkan mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi (Yadav et al., 2022).

Namun, perbedaan akurasi antara SVM dan Random Forest dalam penelitian ini relatif tidak terlalu besar, yaitu sekitar 1,95 poin persentase. Oleh karena itu, hasil tersebut lebih tepat dipahami sebagai indikasi bahwa SVM lebih sesuai dengan representasi fitur yang digunakan pada eksperimen ini, bukan sebagai bukti bahwa SVM selalu lebih baik daripada Random Forest untuk seluruh dataset penyakit tanaman.

Analisis Performa Berdasarkan Kelas

Performa setiap kelas menunjukkan pola yang berbeda. Pada SVM, kelas Daun Sehat memperoleh precision, recall, dan F1-score sebesar 1,00. Artinya, seluruh 51 citra daun sehat pada data pengujian berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kondisi ini menunjukkan bahwa karakteristik visual daun sehat pada dataset relatif dapat dibedakan dari dua kelas penyakit yang digunakan.

Pada kelas Xanthomonas campestris, SVM memperoleh recall sebesar 1,00 dengan 32 citra berhasil dikenali dengan benar. Precision kelas tersebut sebesar 0,89 karena terdapat citra dari kelas *Erwinia carotovora* yang diprediksi sebagai *Xanthomonas campestris*. Sebaliknya, kelas Erwinia carotovora memperoleh recall sebesar 0,80. Dari 20 citra Erwinia pada data pengujian, 16 citra diklasifikasikan dengan benar dan 4 citra diklasifikasikan sebagai *Xanthomonas campestris.*

Pola tersebut memperlihatkan bahwa kesalahan utama SVM terjadi pada pembedaan antara *Erwinia carotovora* dan *Xanthomonas campestris*. Kedua kelas tersebut sama-sama merupakan kelas penyakit sehingga karakteristik visual yang terdapat pada citra dapat memiliki kemiripan. Dalam konteks klasifikasi berbasis citra, kondisi seperti variasi warna, bentuk gejala, tekstur permukaan daun, tingkat kerusakan, dan karakteristik latar belakang dapat memengaruhi representasi fitur yang diterima classifier. Karena penelitian ini tidak melakukan analisis visual atau *ablation study* secara khusus terhadap fitur masing-masing penyakit, penyebab kesalahan tersebut tidak dapat ditetapkan secara pasti. Hasil confusion matrix hanya menunjukkan pola kesalahan klasifikasi yang terjadi.

Pada Random Forest, kelas Daun Sehat juga memperoleh recall 1,00, sedangkan kelas *Erwinia carotovora* tetap memperoleh recall 0,80. Perbedaannya terlihat pada kelas *Xanthomonas campestris*, yang memperoleh recall 0,94. Terdapat dua citra *Xanthomonas campestris* yang diprediksi sebagai Daun Sehat. Pola ini membuat jumlah prediksi benar Random Forest menjadi 97 dari 103 citra, sehingga menghasilkan akurasi 94,17%. Dengan demikian, confusion matrix memperlihatkan bahwa SVM memiliki jumlah prediksi benar yang lebih tinggi, yaitu 99 dari 103 citra, sementara Random Forest menghasilkan 97 prediksi benar. Perbedaan tersebut terutama berasal dari kemampuan SVM dalam mempertahankan pemisahan kelas *Xanthomonas campestris* dan menghindari kesalahan prediksi terhadap kelas Daun Sehat.

Keterkaitan Hasil dengan Penelitian Terdahulu

Hasil penelitian ini berada dalam konteks penelitian klasifikasi penyakit daun kubis yang sebelumnya telah menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* mampu menghasilkan performa tinggi. Penelitian yang menguji EfficientNetB7, MobileNetV2, dan DenseNet201 pada klasifikasi penyakit daun kubis, memperoleh akurasi pengujian yang tinggi pada masing-masing arsitektur (Girmaw et al., 2024). Namun, penelitian tersebut menggunakan dataset dan konfigurasi eksperimen yang berbeda, sehingga nilai akurasinya tidak dapat dibandingkan secara langsung dengan hasil penelitian ini.

Perbedaan tersebut penting karena performa klasifikasi tidak hanya dipengaruhi oleh arsitektur model, tetapi juga oleh jumlah data, distribusi kelas, jenis penyakit, kondisi citra, proses preprocessing, pembagian data, dan strategi pengujian. Penelitian ini menggunakan tiga kelas, yaitu Daun Sehat, *Erwinia carotovora*, dan *Xanthomonas campestris*, dengan total 1.022 citra serta menggunakan *feature fusion* sebelum proses

klasifikasi. Oleh karena itu, akurasi 96,12% pada penelitian ini sebaiknya diposisikan sebagai hasil eksperimen pada konfigurasi dataset dan metode yang digunakan, bukan sebagai ukuran langsung bahwa metode ini lebih baik daripada seluruh metode terdahulu.

Di sisi lain, penelitian mengenai *feature fusion* pada penyakit tanaman memberikan dukungan terhadap strategi yang digunakan dalam penelitian ini. Penggabungan fitur dari beberapa jaringan memungkinkan informasi representasi dari lebih dari satu arsitektur dimanfaatkan sebelum klasifikasi. Penelitian terbaru pada penyakit tanaman juga terus mengeksplorasi strategi *feature fusion* untuk memperoleh representasi yang lebih informatif dari citra daun.

Implikasi Hasil Penelitian

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi EfficientNetB0 dan MobileNetV2 sebagai *feature extractor*, kemudian SVM sebagai classifier, dapat digunakan untuk klasifikasi tiga kelas penyakit daun kubis pada dataset yang digunakan. Akurasi 96,12% dan *macro F1-score* 0,94 menunjukkan bahwa performa model tidak hanya berasal dari tingginya jumlah prediksi benar secara keseluruhan, tetapi juga relatif baik ketika performa setiap kelas diperhitungkan.

Meskipun demikian, hasil recall sebesar 0,80 pada kelas *Erwinia carotovora* menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam mengenali seluruh citra pada kelas tersebut. Hal ini penting diperhatikan apabila sistem dikembangkan lebih lanjut sebagai alat bantu identifikasi penyakit, karena kesalahan klasifikasi penyakit dapat menyebabkan citra penyakit tertentu dikenali sebagai penyakit lainnya. Oleh sebab itu, peningkatan jumlah dan keragaman citra, terutama pada kelas yang masih mengalami kesalahan klasifikasi, dapat menjadi salah satu arah pengembangan berikutnya.

Penelitian ini juga belum melakukan *ablation study* yang membandingkan secara langsung penggunaan EfficientNetB0 saja, MobileNetV2 saja, dan kombinasi keduanya dalam kondisi eksperimen yang sama. Dengan demikian, kontribusi *feature fusion* terhadap peningkatan performa belum dapat diukur secara terpisah. Pengujian tersebut dapat dilakukan pada penelitian selanjutnya untuk mengetahui seberapa besar kontribusi masing-masing backbone dan apakah kombinasi keduanya benar-benar memberikan peningkatan dibandingkan penggunaan fitur tunggal.

Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode klasifikasi penyakit daun kubis dengan memanfaatkan *fusion feature* dari EfficientNetB0 dan MobileNetV2 yang dikombinasikan dengan algoritma *machine learning*. Permasalahan yang menjadi fokus penelitian adalah bagaimana memperoleh representasi fitur citra yang mampu membedakan daun sehat dan daun yang terinfeksi *Erwinia carotovora* serta *Xanthomonas campestris*.

Berdasarkan pengujian terhadap 103 citra data *testing*, hasil penelitian menunjukkan bahwa penggabungan fitur EfficientNetB0 dan MobileNetV2 menghasilkan 2.560 fitur yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi. Model SVM memperoleh akurasi sebesar 96,12% dengan *macro F1-score* sebesar 0,94, sedangkan Random Forest memperoleh akurasi 94,17% dengan *macro F1-score* 0,93. SVM juga mampu mengklasifikasikan seluruh citra Daun

Sehat dengan benar, sementara kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas *Erwinia carotovora* yang memiliki *recall* sebesar 0,80.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi *deep feature extraction* dan *machine learning* dapat digunakan sebagai pendekatan klasifikasi penyakit daun kubis. Pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan menambah jumlah dan keragaman dataset, melakukan *fine-tuning*, serta menguji kontribusi masing-masing arsitektur melalui *ablation study* untuk mengetahui pengaruh *feature fusion* secara lebih terukur.

Acknowledgment

-

Daftar Pustaka

Abbas, S., Khan, M. A., Alhaisoni, M., Tariq, U., Armghan, A., Alenezi, F., et al. (2022). Crops leaf diseases recognition: A framework of optimum deep learning features. *Computers, Materials & Continua, 74*(1), 1139–1159. https://doi.org/10.32604/cmc.2022.028824

Bagga, M., & Goyal, S. (2024). Image-based detection and classification of plant diseases using deep learning: State-of-the-art review. *Urban Agriculture & Regional Food Systems*, 9, e20053. https://doi.org/10.1002/uar2.20053

Dai, G., Tian, Z., Fan, J., Sunil, C. K., & Dewi, C. (2024). DFN-PSAN: Multi-level deep information feature fusion extraction network for interpretable plant disease classification. *Computers and Electronics in Agriculture, 216*, 108481. https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108481

Das, P. K., Rupa, S. S., Pumrin, S., Das, U. C., & Hossen, M. K. (2024). Deep Learning for Plant Disease Detection and Classification: A Systematic Analysis and Review. *CURRENT APPLIED SCIENCE AND TECHNOLOGY*, *24*(4), e0259016. https://doi.org/10.55003/cast.2024.259016

Fan, X., Luo, P., Mu, Y., Zhou, R., Tjahjadi, T., & Ren, Y. (2022). Leaf image based plant disease identification using transfer learning and feature fusion. *Computers and Electronics in Agriculture, 196*, 106892. https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106892

Girmaw, D. W., Salau, A., Shimelis, B., & Molla, T. L. (2024). A novel deep learning model for cabbage leaf disease detection and classification. *Discover Applied Sciences*, *6*(10), Article 520. https://doi.org/10.1007/s42452-024-06233-1

Hosny, K. M., El-hady, W. M., Samy, F. M., Vrochidou, E., & Papakostas, G. A. (2023). Multi-class classification of plant leaf diseases using feature fusion of deep convolutional neural network and local binary pattern. *IEEE Access, 11*, 62307–62317. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3286730

Iriany, A., Sovia, N. A., Wardhani, N. W. S., & Sumarminingsih, E. (2025). Model hibrida CNN berbobot dan model Adaboost decision tree untuk klasifikasi penyakit kubis pada dataset tidak seimbang. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, *12*(5), 1107–1114. https://doi.org/10.25126/jtiik.2025125

Isabela, I., & Muzakkar, M. (2026). Membangun Sistem Pakar Diagnosis Penyakit pada Tanaman Kelapa Sawit di Indragiri Hilir Berbasis Website. *Journal Artificial:*

Informatika Dan Sistem Informasi, *4*(1), 13–25. https://doi.org/10.54065/artificial.966

Javidan, S. M., Banakar, A., Rahnama, K., Vakilian, K. A., & Ampatzidis, Y. (2024). Feature engineering to identify plant diseases using image processing and artificial intelligence: A comprehensive review. *Smart Agricultural Technology*, *8*, Article 100480. https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100480

Kaya, Y., & Gursoy, E. (2023). A novel multi-head CNN design to identify plant diseases using the fusion of RGB images. *Ecological Informatics, 75*, 101998. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.101998

Maulidia, U., Wajidi, F., & Arifin, N. (2025). Klasifikasi penyakit pada daun tanaman kubis menggunakan metode support vector machine (SVM) berdasarkan warna dan tekstur. *Techno.COM*, *24*(3), 1053–1066. https://doi.org/10.62411/tc.v24i3.13748

Nagachandrika, B., Prasath, R., & Joe, I. R. P. (2024). An automatic classification framework for identifying type of plant leaf diseases using multi-scale feature fusion-based adaptive deep network. *Biomedical Signal Processing and Control*, *95*, Article 106316. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2024.106316

Pacal, I., Kunduracioglu, I., Alma, M. H., Deveci, M., Kadry, S., Nedoma, J., Slany, V., & Martinek, R. (2024). A systematic review of deep learning techniques for plant diseases. *Artificial Intelligence Review*, *57*(11), Article 304. https://doi.org/10.1007/s10462-024-10944-7

Patil, R. G., & More, A. (2024). Grape leaf disease diagnosis system using fused deep learning features based system. *Procedia Computer Science*, *235*, 372–382. https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.04.037

Prince, R. H., Mamun, A. A., Peyal, H. I., & Miraz, S. (2024). CSXAI: A lightweight 2D CNN-SVM model for detection and classification of various crop diseases with explainable AI visualization. *Frontiers in Plant Science*, *15*, Article 1412988. https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1412988

Rismawati, R., & Nuhardin , I. . (2023). Pengembangan dan Uji Kinerja Alat Pencacah Nilam dengan Rekayasa Nilai . *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *1*(2), 60–69. https://doi.org/10.54065/artificial.406

Sajitha, P., Andrushia, A. D., Anand, N., & Naser, M. Z. (2024). A review on machine learning and deep learning image-based plant disease classification for industrial farming systems. *Journal of Industrial Information Integration*, *38*, Article 100572. https://doi.org/10.1016/j.jii.2024.100572

Turkoglu, M., Yanikoglu, B., & Hanbay, D. (2022). PlantDiseaseNet: Convolutional neural network ensemble for plant disease and pest detection. *Signal, Image and Video Processing, 16*(2), 301–309. https://doi.org/10.1007/s11760-021-01909-2

Vo, H., Quach, L., & Ngoc, H. T. (2023). Ensemble of deep learning models for multi-plant disease classification in smart farming. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 14*(5). https://doi.org/10.14569/IJACSA.2023.01405108

Yadav, A., Thakur, U., Saxena, R., Pal, V., Bhateja, V., & Lin, J. C.-W. (2022). AFD-Net: Apple foliar disease multi classification using deep learning on plant pathology dataset. *Plant and Soil, 477*, 595–611. https://doi.org/10.1007/s11104-022-05407-3