

## PEMANFAATAN CNN DENGAN ARSITEKTUR MOBILENETV2 UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN CENGKEH

Balqis Salsabila Nurul Huda, Risky Aswi Ramadhani, Julian Sahertian

Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri  
Jl. KH Achmad Dahlan 76, Kota Kediri, Jawa Timur, Indonesia  
balqishuda24@gmail.com

### ABSTRAK

Tanaman cengkeh merupakan salah satu komoditas perkebunan penting di Indonesia. Hasil panennya menjadi penggerak utama perekonomian yang sangat membantu kesejahteraan ekonomi petani. Namun, produktivitas cengkeh rentan terhadap serangan hama dan penyakit daun yang berisiko memicu gagal panen. Apabila gagal panen terjadi, petani akan mengalami kerugian signifikan yang mengakibatkan perekonomian mereka tidak bergerak. Masalah ini diperparah oleh identifikasi penyakit secara manual yang terkendala keterbatasan pengetahuan petani. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan penyakit daun cengkeh menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2. Dataset diperoleh langsung melalui pengambilan gambar di lapangan, terdiri dari lima kelas yaitu daun sehat, bercak daun, embun jelaga, cacar daun, dan kutu putih dengan total 802 citra. Data dibagi menjadi 80% data *training* dan 20% data validasi. Penelitian menggunakan ukuran citra 512×512 piksel, *data augmentation*, dan *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.0001. Hasil pengujian menunjukkan model memperoleh akurasi *training* sebesar 87% dan akurasi validasi sebesar 86%. Kelas bercak daun memperoleh performa terbaik dengan nilai *f1-score* sebesar 89%, sedangkan kelas embun jelaga dan cacar daun masih mengalami keterbatasan akibat jumlah dataset yang lebih sedikit dan kemiripan visual antar kelas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu digunakan untuk klasifikasi penyakit daun cengkeh dengan performa yang cukup baik.

**Kata kunci :** CNN, Klasifikasi Citra, Daun Cengkeh, MobileNetV2, Penyakit Daun

### 1. PENDAHULUAN

Tanaman cengkeh (*Syzygium aromaticum*) merupakan salah satu komoditas perkebunan penting di Indonesia yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan banyak dimanfaatkan dalam industri rokok, farmasi, kosmetik, serta rempah-rempah [1].

Lebih dari itu, hasil panen cengkeh menjadi penggerak utama perekonomian yang sangat membantu pendapatan dan kesejahteraan ekonomi rumah tangga petani di berbagai daerah [2].

Produktivitas tanaman cengkeh sangat dipengaruhi oleh kondisi kesehatan tanaman, terutama pada bagian daun yang berperan penting dalam proses fotosintesis. Namun, tanaman cengkeh rentan terserang berbagai penyakit daun dan hama seperti bercak daun, embun jelaga, cacar daun, serta kutu putih yang berisiko memicu gagal panen [3].

Apabila gagal panen akibat penyakit ini terjadi, petani akan mengalami kerugian finansial yang signifikan yang mengakibatkan perekonomian mereka lumpuh atau tidak bergerak [4].

Masalah ini diperparah oleh proses identifikasi penyakit daun cengkeh yang pada umumnya masih dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual oleh petani. Proses identifikasi tersebut sering mengalami kendala karena keterbatasan pengetahuan petani dalam mendeteksi gejala serangan secara dini [1].

Selain itu, faktor lingkungan seperti pencahayaan, kelembapan, dan musim juga dapat memengaruhi tampilan gejala sehingga proses identifikasi manual menjadi kurang akurat. Kesalahan

atau keterlambatan identifikasi ini dapat menyebabkan penanganan yang tidak tepat dan berdampak langsung pada menurunnya produktivitas tanaman cengkeh.

Untuk mengatasi kendala tersebut, perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *deep learning*, telah banyak diterapkan dalam bidang klasifikasi citra tanaman. Salah satu metode *deep learning* yang sering digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengekstraksi fitur citra secara otomatis seperti warna, tekstur, dan pola objek [5].

CNN telah banyak digunakan pada berbagai penelitian klasifikasi penyakit tanaman dan mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi [5],[6].

Keberhasilan penerapan CNN dan arsitektur MobileNetV2 pada bidang pertanian juga telah ditunjukkan pada berbagai penelitian sebelumnya. Arafat *et al.* menerapkan arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi penyakit daun tembakau dan memperoleh akurasi sebesar 95,83% [7].

Selain itu, Mawarni *et al.* berhasil menerapkan CNN untuk klasifikasi penyakit tanaman dengan tingkat akurasi yang tinggi [8].

Pada penelitian lain, Maliana *et al.* memanfaatkan teknologi *deep learning* berbasis YOLO untuk mendeteksi objek tanaman dan hama secara otomatis [9].

Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *deep learning* memiliki potensi yang baik dalam membantu proses identifikasi penyakit tanaman secara otomatis.

Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan adalah MobileNetV2. Arsitektur ini dirancang untuk menghasilkan model yang ringan dengan kebutuhan komputasi yang lebih rendah namun tetap mampu mempertahankan performa klasifikasi yang baik [10].

Keunggulan tersebut menjadikan MobileNetV2 sesuai untuk diterapkan pada sistem klasifikasi citra digital, termasuk pada bidang pertanian. Penelitian sebelumnya telah menerapkan CNN untuk mendeteksi penyakit daun cengkeh berbasis perangkat *mobile* dan memperoleh hasil klasifikasi yang baik dengan akurasi mencapai 96,5% [11].

Selain itu, penelitian pada penyakit daun cengkeh juga telah dilakukan menggunakan model *deep learning* untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan penyakit cacar daun cengkeh [12].

Meskipun demikian, penelitian klasifikasi penyakit daun cengkeh masih relatif terbatas, terutama yang menggunakan *dataset* hasil pengambilan langsung di lapangan dengan variasi kelas penyakit yang lebih beragam. Sebagai perbandingan, penelitian klasifikasi penyakit tanaman berbasis data pengambilan langsung di lapangan dengan variasi empat kelas penyakit menggunakan arsitektur Xception terbukti mampu menghasilkan akurasi hingga 97% [13].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit pada objek daun cengkeh dengan mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis arsitektur MobileNetV2. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, *dataset* yang digunakan diperoleh secara langsung melalui pengambilan data citra di lapangan dan terdiri dari lima kelas, yaitu daun sehat, bercak daun, embun jelaga, cacar daun, dan kutu putih. Dengan memanfaatkan MobileNetV2, penelitian ini diharapkan mampu membantu proses identifikasi penyakit daun cengkeh secara otomatis dengan performa klasifikasi yang baik, sehingga dapat mendukung penanganan penyakit tanaman secara lebih cepat guna mencegah kerugian ekonomi petani akibat gagal panen.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Penyakit Daun Cengkeh

Tanaman cengkeh (*Syzygium aromaticum*) rentan terserang berbagai penyakit daun dan hama yang dapat menurunkan kualitas serta hasil panen tanaman [1].

Beberapa penyakit dan hama yang umum menyerang daun cengkeh yaitu bercak daun, embun jelaga, cacar daun, dan kutu putih [3].

Penyakit bercak daun menyebabkan munculnya bercak coklat hingga kehitaman pada permukaan daun, sedangkan embun jelaga menyebabkan daun tertutup lapisan hitam akibat pertumbuhan jamur. Cacar daun ditandai dengan bercak melepuh pada daun, sementara kutu putih menyerang permukaan daun dan batang muda tanaman [1][3].

### 2.2. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu pendekatan algoritma *deep learning* yang secara luas diimplementasikan dalam klasifikasi citra digital karena mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis [5].

CNN bekerja menggunakan convolution layer dan pooling layer untuk mengenali pola seperti warna, tekstur, dan bentuk objek pada citra. Metode CNN telah banyak diterapkan pada klasifikasi penyakit tanaman dan mampu menghasilkan tingkat akurasi yang cukup tinggi [6].

### 2.3. MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan arsitektur CNN yang dirancang dengan ukuran model ringan namun tetap memiliki performa klasifikasi yang baik [11].

MobileNetV2 menggunakan konsep depthwise separable convolution sehingga proses komputasi menjadi lebih efisien dibanding CNN konvensional. Arsitektur ini cocok digunakan pada klasifikasi citra digital karena mampu menghasilkan performa yang baik dengan kompleksitas model yang lebih rendah [13].

### 2.4. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian terkait klasifikasi penyakit tanaman menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) telah banyak diimplementasikan serta memberikan parameter evaluasi yang cukup baik. Penelitian pada klasifikasi penyakit daun tomat menggunakan CNN memperoleh tingkat akurasi di atas 90% dalam mengenali beberapa jenis penyakit tanaman [6].

Penelitian tersebut menunjukkan bahwa CNN mampu melakukan ekstraksi fitur citra secara otomatis sehingga proses klasifikasi penyakit tanaman dapat dilakukan dengan lebih efektif.

Penelitian lain mengenai klasifikasi penyakit tanaman menggunakan arsitektur VGG16, InceptionV3, dan ResNet pada penyakit daun cengkeh juga menunjukkan performa klasifikasi yang baik. Penelitian terkait klasifikasi penyakit daun tanaman juga dikembangkan menggunakan model CNN dengan arsitektur Xception untuk mendeteksi empat jenis fase kesehatan daun bawang merah [12].

Melalui pengujian hyperparameter batch size 16 dan 100 epoch, model tersebut mampu memperoleh akurasi sebesar 97% pada pengujian confusion matrix terhadap data uji [2]. Sementara itu, penelitian klasifikasi penyakit daun ubi jalar menggunakan CNN juga memperoleh hasil akurasi yang cukup tinggi pada beberapa kelas penyakit tanaman [7].

Penelitian lain dalam mengklasifikasikan penyakit daun tembakau yang terdiri dari empat jenis penyakit telah menerapkan arsitektur MobileNetV2 [7].

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sebesar 95,83% setelah melalui tahapan preprocessing dan augmentasi data.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi citra penyakit tanaman dengan baik [7].

Di samping itu, penelitian dengan mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk kebutuhan klasifikasi penyakit pada tanaman jagung, di mana hasil pengujian tersebut memberikan capaian parameter evaluasi yang cukup baik dalam mengidentifikasi karakteristik penyakit pada objek tanaman yang diujikan [8].

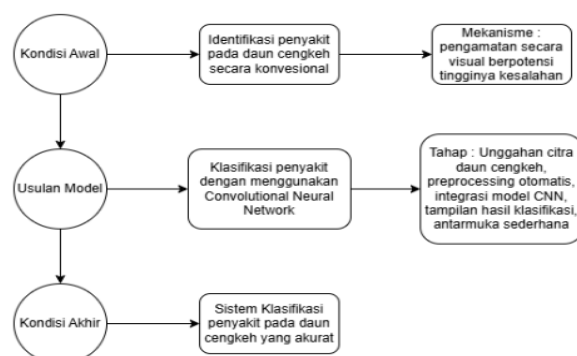
Penelitian lain oleh Maliana et al. (2025) memanfaatkan teknologi deep learning berbasis YOLO-v9 untuk mendeteksi objek tanaman tomat dan hama secara otomatis. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa penerapan computer vision pada bidang pertanian mampu membantu proses identifikasi tanaman dan hama secara lebih efektif [9].

Berdasarkan penelitian terdahulu, metode CNN memiliki kemampuan yang baik dalam proses klasifikasi citra penyakit tanaman. Namun, sebagian besar penelitian masih menggunakan jumlah kelas yang terbatas dan dataset dengan kondisi yang lebih terkontrol. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan dataset asli hasil pengambilan langsung di lapangan dengan lima kelas yaitu daun sehat, bercak daun, embun jelaga, cacar daun, dan kutu putih menggunakan arsitektur MobileNetV2. Penelitian ini diharapkan mampu membantu proses identifikasi penyakit daun cengkeh secara otomatis pada kondisi nyata di lapangan.

### 3. METODE PENELITIAN

#### 3.1. Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian dirancang untuk menggambarkan alur penelitian sistem klasifikasi penyakit daun cengkeh secara sistematis. Kerangka penelitian ini menampilkan tahapan penelitian mulai dari kondisi awal identifikasi penyakit daun cengkeh secara konvensional, penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur MobileNetV2, hingga hasil akhir berupa sistem klasifikasi penyakit daun cengkeh secara otomatis. Proses penelitian meliputi pengumpulan citra daun cengkeh, preprocessing data, proses training model, serta pengujian hasil klasifikasi untuk memperoleh performa sistem yang baik. Kerangka penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka penelitian

#### 3.2. Data Penelitian

Dataset penelitian diperoleh melalui pengambilan gambar daun cengkeh secara langsung di lapangan menggunakan kamera smartphone. Dataset terdiri dari lima kelas yaitu daun sehat, bercak daun, embun jelaga, cacar daun, dan kutu putih. Total dataset yang digunakan sebanyak 802 citra dengan pembagian data training sebesar 80% dan data validasi sebesar 20%. Dataset terdiri dari 642 data training dan 160 data validasi.

Tabel 1. Jumlah dataset tiap kelas

| Kategori     | Jumlah Data | Citra                                                                                 |
|--------------|-------------|---------------------------------------------------------------------------------------|
| Bercak_Daun  | 341         |    |
| Cacar_Daun   | 29          |    |
| Daun_Sehat   | 224         |    |
| Embun_Jelaga | 114         |   |
| Kutu_Putih   | 94          |  |
| <b>Total</b> | <b>802</b>  |                                                                                       |

#### 3.3. Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas data sebelum proses training model. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 512×512 piksel. Penelitian juga menerapkan data augmentation untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi overfitting.

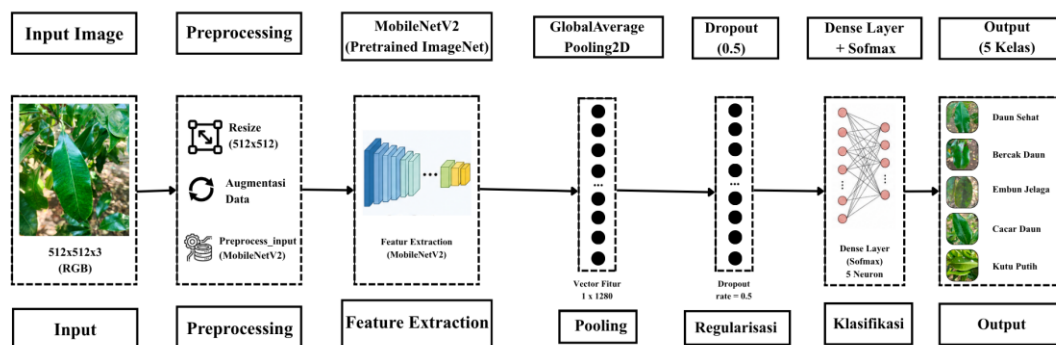
Tabel 2. Hasil data augmentasi

| Teknik Augmentasi | Hasil                                                                                 |
|-------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|
| Random Flip       |  |
| Random Rotation   |  |

| Teknik Augmentasi | Hasil                                                                             |
|-------------------|-----------------------------------------------------------------------------------|
| Random Zoom       |  |
| Random Contrast   |  |

### 3.4. Arsitektur Model

Penelitian ini menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) dengan model



Gambar 2. Arsitektur model Pemanfaatan CNN dengan Arsitektur MobileNetV2 untuk Klasifikasi Penyakit Pada Daun Cengkeh

Berdasarkan Gambar 2, proses klasifikasi dimulai dari input citra daun cengkeh yang kemudian diproses pada tahap preprocessing dan ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2. Selanjutnya feature map diproses menggunakan GlobalAveragePooling2D untuk mereduksi dimensi data, kemudian dilakukan regularisasi menggunakan dropout guna mengurangi overfitting. Tahap akhir menggunakan Dense layer dengan aktivasi softmax untuk menghasilkan prediksi lima kelas penyakit daun cengkeh.

### 3.5. Data Training

Model dilatih selama 30 epoch menggunakan callback berupa EarlyStopping, ModelCheckpoint, dan ReduceLROnPlateau. Penelitian juga menerapkan

class weight untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah dataset pada masing-masing kelas. Distribusi data pada setiap kelas terdiri dari 274 citra Bercak Daun, 171 citra Daun Sehat, 91 citra Embun Jelaga, 80 citra Kutu Putih, dan 26 citra Cacar Daun. Penerapan class weight dilakukan agar model dapat mempelajari setiap kelas secara lebih seimbang selama proses pelatihan.

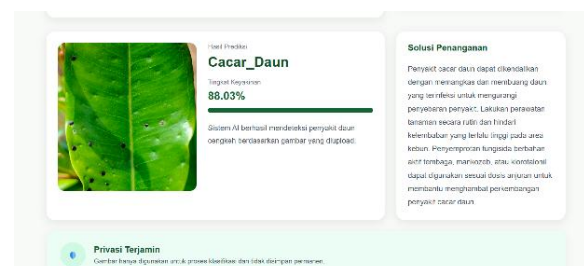
MobileNetV2 sebagai feature extractor. MobileNetV2 dipilih karena memiliki ukuran model yang ringan namun tetap mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada citra digital [13].

Pada penelitian ini, model menggunakan bobot pretrained ImageNet dengan parameter include\_top=False untuk melakukan proses ekstraksi fitur citra daun cengkeh. Model menerima input citra daun cengkeh berukuran 512×512 piksel yang telah melalui tahap preprocessing dan data augmentation. Hasil ekstraksi fitur dari MobileNetV2 kemudian diproses menggunakan layer GlobalAveragePooling2D, Dropout sebesar 0.5, dan Dense layer dengan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan klasifikasi lima kelas penyakit daun cengkeh yaitu daun sehat, bercak daun, embun jelaga, cacar daun, dan kutu putih.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Hasil Implementasi

Implementasi sistem dilakukan menggunakan framework Flask berbasis website untuk mempermudah proses klasifikasi penyakit daun cengkeh. Sistem mampu menerima input citra daun cengkeh yang diunggah oleh pengguna, kemudian melakukan proses klasifikasi menggunakan model MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya.



Gambar 3. Hasil implementasi klasifikasi

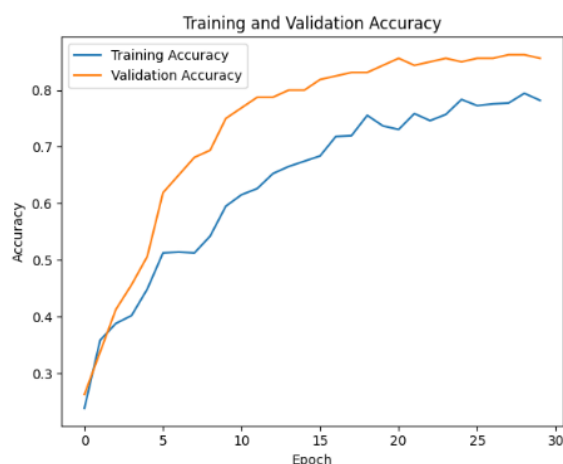
Berdasarkan Gambar 3, sistem berhasil menampilkan hasil klasifikasi penyakit daun cengkeh beserta tingkat keyakinan prediksi model. Pada contoh pengujian, sistem berhasil mengklasifikasikan citra

daun sebagai penyakit cacar daun dengan tingkat keyakinan sebesar 88.03%. Selain hasil klasifikasi, sistem juga menampilkan informasi solusi penanganan penyakit untuk membantu pengguna dalam melakukan penanganan awal terhadap penyakit daun cengkeh.

#### 4.2. Hasil Training Model

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan sebuah sistem klasifikasi penyakit pada daun cengkeh yang diberi nama CengkehSehat dengan menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur MobileNetV2. Dataset yang digunakan dalam proses pengembangan sistem CengkehSehat ini terdiri dari 802 citra daun cengkeh, yang dibagi secara prosedural ke dalam data training dan data validasi menggunakan rasio proporsional yaitu sebesar 80% dan 20%. Dataset tersebut mencakup 5 (lima) kelas kondisi eksisting daun cengkeh yang menjadi target klasifikasi pada sistem, yaitu daun sehat, bercak daun, embun jelaga, cacar daun, dan kutu putih.

Berdasarkan tahapan pengujian yang telah dilakukan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model MobileNetV2 yang dibangun pada sistem CengkehSehat dengan menerapkan optimizer Adam mampu memberikan performa yang optimal. Nilai akurasi yang dihasilkan pada proses training mencapai 87%, sedangkan nilai akurasi pada proses validasi diperoleh sebesar 86%. Melalui capaian parameter tersebut, dapat disimpulkan bahwa model sistem CengkehSehat memiliki tingkat akurasi dan kinerja yang cukup baik serta stabil dalam mengklasifikasikan setiap kategori penyakit pada daun cengkeh berdasarkan data eksisting yang diujikan.

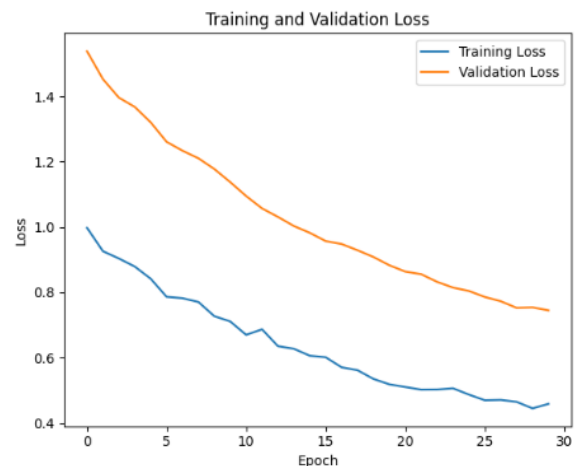


Gambar 4. Grafik hasil training and validation accuracy

Perkembangan parameter performa model selama proses pembelajaran berlangsung dapat dilihat pada Gambar 4. Representasi grafis tersebut memuat tren pergerakan nilai akurasi, di mana plot garis berwarna biru merepresentasikan tingkat akurasi *training*, sementara plot garis berwarna oranye menunjukkan tingkat akurasi validasi. Melalui grafik

tersebut, dapat diidentifikasi adanya peningkatan nilai akurasi secara gradual dan konsisten pada setiap tahapan *epoch*. Peningkatan *epoch* secara bertahap ini terbukti memberikan pengaruh signifikan terhadap optimalisasi bobot jaringan model dalam mengenali karakteristik data. Pada iterasi *epoch* terakhir, tercatat nilai akurasi *training* mampu mencapai kisaran angka 79%, sedangkan untuk nilai akurasi validasi berada pada kisaran angka 86%.

Peningkatan akurasi baik pada data *training* maupun data validasi tersebut memberikan petunjuk konseptual bahwa arsitektur MobileNetV2 memiliki kapabilitas yang adaptif dalam mengekstraksi serta mempelajari karakteristik pola visual dari citra objek daun cengkeh. Di samping itu, interval jarak selisih yang relatif kecil antara capaian akurasi *training* dan akurasi validasi mengindikasikan bahwa model tidak mengalami kendala *overfitting* yang signifikan. Hal ini sekaligus membuktikan bahwa model yang dikembangkan memiliki performa generalisasi yang stabil dan terukur saat diujikan pada data validasi.



Gambar 5. Grafik hasil training and validation loss

Perkembangan parameter *error* model selama tahapan pembelajaran berlangsung dapat dilihat pada Gambar 5. Representasi grafis tersebut memuat tren penurunan nilai *loss*, di mana plot garis berwarna biru merepresentasikan tingkat *training loss*, sementara plot garis berwarna oranye menunjukkan tingkat *validation loss*. Berdasarkan pergerakan grafik tersebut, nilai *loss* terbukti mengalami penurunan secara gradual dan konsisten pada setiap tahapan *epoch*. Pada iterasi *epoch* terakhir, tercatat nilai *training loss* mampu ditekan hingga mencapai kisaran angka 0,45, sedangkan untuk nilai *validation loss* berada pada kisaran angka 0,75.

Penurunan nilai *loss* baik pada data *training* maupun data validasi tersebut memberikan petunjuk konseptual bahwa tingkat margin kesalahan (*error*) dalam prediksi model semakin mengecil seiring berjalannya proses latihan. Capaian parameter evaluasi ini sekaligus membuktikan bahwa arsitektur MobileNetV2 memiliki kapabilitas yang stabil serta adaptif dalam melakukan proses klasifikasi setiap

kategori penyakit pada objek daun cengkeh berdasarkan kondisi eksisting data yang diujikan.

#### 4.3. Hasil Classification Report

Hasil evaluasi model dilakukan menggunakan classification report untuk mengetahui performa klasifikasi pada masing-masing kelas penyakit daun cengkeh. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik precision, recall, dan f1-score pada data validasi.

Tabel 3. Hasil Classification Report

| Kelas        | Precision | Recall | F1-Score |
|--------------|-----------|--------|----------|
| Bercak_Daun  | 0.98      | 0.82   | 0.89     |
| Cacar_Daun   | 1.00      | 0.67   | 0.80     |
| Daun_Sehat   | 0.76      | 0.96   | 0.85     |
| Embun_Jelaga | 1.00      | 0.74   | 0.85     |
| Kutu_Putih   | 0.67      | 0.86   | 0.75     |

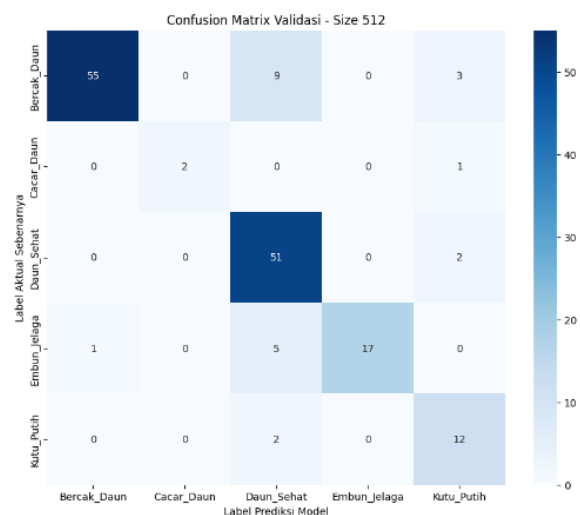
Berdasarkan data yang disajikan pada Tabel 3, hasil pengujian menunjukkan bahwa kategori bercak daun berhasil memperoleh parameter performa optimal dengan capaian nilai *f1-score* sebesar 0,89. Nilai evaluasi yang tergolong baik juga ditunjukkan pada kategori daun sehat dan embun jelaga, di mana masing-masing memperoleh nilai *f1-score* berimbang sebesar 0,85. Tingginya nilai parameter *recall* yang diperoleh pada kategori daun sehat memberikan petunjuk bahwa sebagian besar karakteristik data citra daun sehat dalam kondisi eksisting dapat diidentifikasi secara tepat oleh sistem.

Pada pengujian kelas cacar daun, diperoleh nilai *precision* maksimal mencapai 1,00, namun nilai *recall* tercatat hanya sebesar 0,67. Representasi nilai tersebut membuktikan bahwa tingkat akurasi prediksi terhadap penyakit cacar daun sangat presisi, akan tetapi keterbatasan kuantitas volume data menyebabkan model masih mengalami kendala dalam mengenali seluruh objek data cacar daun secara menyeluruh. Sementara itu, kategori kutu putih menghasilkan capaian *recall* sebesar 0,86 dengan *precision* sebesar 0,67. Perolehan nilai *recall* sebesar 0,86 pada kelas kutu putih ini terbukti memberikan pengaruh positif terhadap peningkatan sensitivitas model, sehingga sistem mampu mendeteksi sebagian besar citra kontaminasi kutu putih meskipun masih ditemukan adanya beberapa kesalahan klasifikasi (*misclassification*) pada data pengujian.

Secara keseluruhan, model MobileNetV2 berhasil memperoleh accuracy sebesar 86% pada data validasi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi penyakit daun cengkeh.

#### 4.4. Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengetahui performa model dalam mengklasifikasikan masing-masing kelas penyakit daun cengkeh.



Gambar 6. Confusion matrix

Berdasarkan confusion matrix pada Gambar 6, dapat dilihat sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan tepat oleh model MobileNetV2. Hal tersebut ditunjukkan oleh nilai pada diagonal confusion matrix yang memiliki jumlah prediksi benar cukup tinggi pada masing-masing kelas.

Kelas bercak daun memperoleh jumlah prediksi benar sebanyak 55 data, sedangkan kelas daun sehat memperoleh 51 data yang berhasil diprediksi dengan benar. Pada kelas embun jelaga, model berhasil mengklasifikasikan 17 data dengan benar, sementara kelas kutu putih berhasil diprediksi benar sebanyak 12 data.

Meskipun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi antar kelas. Kelas bercak daun beberapa kali salah diprediksi sebagai daun sehat, sedangkan kelas embun jelaga dan kutu putih juga masih memiliki kesalahan prediksi pada kelas daun sehat. Kesalahan tersebut kemungkinan dipengaruhi oleh kemiripan warna dan tekstur visual antar penyakit daun cengkeh serta kondisi pencahayaan yang berbeda saat proses pengambilan citra dilakukan.

#### 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian berhasil menerapkan metode Convolutional Neural Network menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk melakukan klasifikasi penyakit daun cengkeh. Dataset terdiri dari lima kelas yaitu daun sehat, bercak daun, embun jelaga, cacar daun, dan kutu putih dengan total 802 citra yang diperoleh langsung dari lapangan. Capaian hasil pengujian dari penelitian tersebut membuktikan bahwa model memperoleh akurasi training sebesar 87% dan akurasi validasi sebesar 86%. Kelas bercak daun memperoleh performa terbaik dengan nilai *f1-score* sebesar 89%, sedangkan kelas embun jelaga dan cacar daun masih mengalami keterbatasan akibat jumlah dataset yang lebih sedikit dan kemiripan visual antar kelas. Berdasarkan hasil tersebut, MobileNetV2 dapat digunakan sebagai metode klasifikasi penyakit daun cengkeh dengan performa yang cukup baik.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah jumlah dataset pada setiap kelas, terutama pada kelas cacar daun, embun jelaga, dan kutu putih agar data menjadi lebih seimbang. Selain itu, pengambilan citra dapat dilakukan pada berbagai kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan tingkat keparahan penyakit yang berbeda agar dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali ciri khas visual setiap penyakit. Penggunaan arsitektur deep learning lainnya atau teknik optimasi model juga dapat dilakukan untuk meningkatkan performa klasifikasi penyakit daun cengkeh.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Mailuhu, J. Patty, G. N. C. Tuhumury, V. L. N. Kewilaa, and R. Sarfan, "Kerusakan Tanaman Cengkeh ( *Zyzygium aromaticum* ) Akibat Serangan Clove Plant ( *Syzygium aromaticum* ) Damage Due to Disease Infestation in Saparua District," vol. 13, no. 2, pp. 175–183, 2024, doi: 10.30598/ajibt.v13i2.
- [2] A. I. B. Nirawati Alimun, La Taena, "Analisis Pendapatan Usaha Tani Cengkeh Di Desa Minton Kecamatan Taliabu Utara Kabupaten Pulau Taliabu," *J. Online Progr. Stud. Pendidik. Ekon.*, vol. 8, no. 4, pp. 687–698, 2023.
- [3] N. S. S. Girsang, "PENGELOLAAN ORGANISME PENGANGGU TANAMAN CENGKEH (*Syzygium aromaticum*) RAMAH LINGKUNGAN," *Direktorat Jendral Perkeb. Medan*, p. 1, 2022, [Online]. Available: <https://balaimedan.ditjenbun.pertanian.go.id/pengelolaan-organisme-pengganggu-tanaman-cengkeh-syzygium-aromaticum-ramah-lingkungan/>
- [4] R. Sumarnis, M. Halim, A. I. BD, and L. O. M. Yamin, "Analisis Kondisi Sosial Ekonomi Keluarga Petani Cengkeh Di Kelurahan Lasusua Kecamatan Lasusua Kabupaten Kolaka Utara," *J. Online Progr. Stud. Pendidik. Ekon.*, vol. 8, no. 1, pp. 181–189, 2024.
- [5] M. Krichen, "Convolutional Neural Networks: A Survey," *Computers*, vol. 12, no. 8, pp. 1–41, 2023, doi: 10.3390/computers12080151.
- [6] W. Fithratul Zalmi, P. Hari Saputro, J. Sitanggang, and K. Leatemia, "Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat," *Inform. J. Ilmu Komput.*, vol. 21, no. 2, pp. 58–68, 2025, doi: 10.52958/iftk.v21i2.11094.
- [7] F. A. Arafat, D. P. Pamungkas, and P. Kasih, "Pemodelan Klasifikasi Penyakit Daun Tembakau Dengan Arsitektur MobileNetV2," *Inotek*, vol. 9, pp. 2549–7952, 2025.
- [8] R. Mawarni, R. Wulanningrum, and R. Helilintar, "View of Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jenis Bunga Ang | Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)," vol. 7, 2023, [Online]. Available: <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/view/125/99>
- [9] D. G. Maliana, R. Wulanningrum, and ..., "Deteksi Objek Tanaman Tomat Dan Hama Tanaman Menggunakan YOLO-v9," *Pros. SEMNAS ...*, vol. 9, pp. 565–574, 2025, [Online]. Available: <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/view/7423%0Ahttps://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/download/7423/4916>
- [10] W. Hastomo, Soegijanto, and Sudjiran, "Convolution Neural Network Arsitektur Mobilenet-V2 Untuk Mendeteksi Tumor Otak," *Pros. Semin. SeNTIK*, vol. 5, no. 1, pp. 17–21, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal.jakstik.ac.id/index.php/sentik/article/view/3355>
- [11] S. Junmulyana, A. Fergina, and G. P. Insany, "Implementasi Convolutional Neural Network untuk Deteksi Penyakit pada Daun Cengkeh Berbasis Mobile," vol. 6, no. 3, pp. 634–644, 2025, doi: 10.37859/coscitech.v6i3.9895.
- [12] P. A. Pramesti *et al.*, "Classification of Clove Leaf Blister Blight Disease Severity Using Pre-trained Model VGG16, InceptionV3, and ResNet," *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 17, no. 2, pp. 159–166, 2024, doi: 10.21609/jiki.v17i2.1237.
- [13] D. P. Pamungkas and M. F. Amrulloh, "Analisis Hasil Klasifikasi Penyakit Daun Bawang Merah Menggunakan Cnn Arsitektur Exception," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 10, no. 1, pp. 359–366, 2025, doi: 10.29100/jupi.v10i1.5875.