

Implementasi *MobileNetV2* Pada Klasifikasi Penyakit Daun Bibit Kakao Berbasis Pengolahan Citra Digital

Sintia^{1*}, Nurhikma Arifin², Chairi Nur Insani³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Universitas Sulawesi Barat

E-mail: *sintia7604@gmail.com¹, nurhikma_arifin@unsulbar.ac.id², chairini@unsulbar.ac.id³

Abstrak

Kakao (*Theobroma cacao* L.) merupakan komoditas perkebunan strategis di Indonesia. Namun produktivitasnya masih menghadapi tantangan serius akibat serangan penyakit daun, khususnya pada fase pembibitan. Penyakit *Vascular Streak Dieback* (VSD) dan *Leaf Blight* diketahui dapat menurunkan produktivitas tanaman secara signifikan, sementara proses identifikasi penyakit secara manual masih bersifat subjektif dan berpotensi menimbulkan kesalahan klasifikasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra daun bibit kakao kedalam tiga kelas, yaitu Sehat, VSD, dan *Leaf Blight*, menggunakan model *MobileNetV2* berbasis transfer learning. Dataset yang digunakan merupakan data primer sebanyak 549 citra daun bibit kakao yang diperoleh dari Desa Riso, Kecamatan Tapango, Kabupaten Polewali Mandar, Sulawesi Barat. Tahapan pre-processing meliputi resize, normalisasi, dan augmentasi data, kemudian dataset dibagi dengan rasio 80% data training dan 20% data testing. Model dilatih selama 30 epoch dan evaluasi menggunakan *classification report* dan *confusion matrix*. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* mencapai akurasi tertinggi sebesar 98,02% dengan nilai loss yang rendah. Evaluasi menunjukkan bahwa kelas VSD berhasil di klasifikasikan secara sempurna, sementara kelas *Leaf Blight* dan Sehat juga menunjukkan performa yang sangat tinggi dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang sangat kecil. Hasil ini membuktikan bahwa *MobileNetV2* efektif digunakan untuk klasifikasi citra daun bibit kakao dan berpotensi dikembangkan sebagai sistem pendukung deteksi dini untuk penyakit tanaman kakao berbasis citra digital.

Kata kunci: Daun Bibit Kakao, *MobileNetV2*, Klasifikasi

1. PENDAHULUAN

Dalam sektor perkebunan Indonesia, Kakao (*Theobroma cacao* L.) menempati posisi strategis. Komoditas ini berperan penting sebagai sumber pendapatan bagi jutaan petani sekaligus sebagai penggerak ekonomi di berbagai wilayah [1]. Berdasarkan data dari *International Cocoa Organization* (ICCO) tahun 2021/2022, Indonesia menempati peringkat ketiga dunia sebagai negara pengolah produk kakao. Selain itu, Indonesia berada di urutan keenam di dunia sebagai produsen biji kakao terbesar [2]. Namun demikian, berdasarkan Statistik Kakao Indonesia tahun 2023 yang diterbitkan oleh Badan Pusat Statistik, produksi kakao nasional mengalami fluktuasi dalam beberapa tahun terakhir, salah satunya disebabkan oleh meningkatnya serangan penyakit tanaman [3]. Kondisi ini menuntut adanya upaya deteksi dini penyakit tanaman yang lebih akurat dan efisien, khususnya pada fase pembibitan sebagai tahap awal produksi.

Salah satu faktor utama yang menurunkan produktivitas kakao adalah serangan penyakit pada bagian daun [4], termasuk pada fase pembibitan. Wilayah pengambilan data dalam penelitian ini berlokasi di Desa Riso, Kecamatan Tapango, Kabupaten Polewali Mandar, Provinsi Sulawesi Barat, yang merupakan sentra perkebunan kakao dengan mayoritas penduduk berprofesi sebagai petani. Selain membudidayakan tanaman kakao, para petani juga memproduksi dan mendistribusikan bibit kakao ke wilayah lain, kondisi ini menjadikan wilayah tersebut relevan

sebagai lokasi penelitian karena menyediakan variasi kondisi daun bibit kakao sehat dan terinfeksi yang representatif untuk implementasi klasifikasi penyakit menggunakan model *MobileNetV2*. Penyakit *Vascular Streak Dieback* (VSD) [5] dan *Leaf Blight* [6] merupakan ancaman serius bagi keberlangsungan bibit kakao karena dapat menghambat pertumbuhan awal dan berdampak pada produktivitas tanaman saat fase berbuah [7].

Tingginya tingkat serangan penyakit *VSD* dan *Leaf Blight* diketahui dapat menurunkan produktivitas tanaman kakao hingga 40% [8]. Dampak penyakit tersebut juga dapat diamati pada skala nasional, pakar dari Universitas Gadjah Mada melaporkan bahwa produktivitas kakao Indonesia saat ini hanya berkisar antara 500-700 kg per hektar per tahun, yang salah satunya dipengaruhi oleh tingginya tekanan hama dan penyakit tanaman, termasuk penyakit daun seperti *VSD* [9]. Namun, proses identifikasi penyakit yang masih mengandalkan pengamatan langsung oleh petani maupun petugas lapangan memiliki kecenderungan subjektivitas sehingga tingkat akurasinya relatif bervariasi [10]. Hal ini berpotensi menimbulkan kesalahan klasifikasi, terutama pada gejala awal penyakit yang memiliki kemiripan visual [11]. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, pemanfaatan pengolahan citra digital menjadi pendekatan yang relevan karena memungkinkan klasifikasi penyakit berdasarkan citra daun yang telah menunjukkan gejala [12], pendekatan ini dapat membantu dalam membedakan kondisi daun bibit kakao apakah Sehat atau terinfeksi *VSD* maupun *Leaf Blight* secara lebih cepat, objektif, dan konsisten [13].

Berbagai Penelitian telah mengkaji deteksi dan klasifikasi penyakit tanaman kakao berbasis citra digital dilakukan menggunakan pendekatan *deep learning*. Syahrir, dkk menerapkan metode *YOLOv8* untuk mendeteksi penyakit kakao seperti *Vascular Streak Dieback* (VSD), layu buah, dan kanker batang, dengan nilai *mean average precision* (mAP) sebesar 90% [14]. Pendekatan klasifikasi citra daun kakao menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dilakukan oleh Harvyanti, dkk dengan membandingkan beberapa arsitektur CNN, yaitu *AlexNet*, *SqueezeNet*, *DarkNet-19*, dan CNN termodifikasi untuk mengidentifikasi penyakit *VSD*. Penelitian tersebut memperoleh akurasi tertinggi sebesar 98,61% [4]. Sachim Kumar dkk yang menggunakan *DenseNet-19* dan memperoleh akurasi sebesar 99,1% dalam klasifikasi daun terinfeksi *VSD* [15]. Robet, dkk mengembangkan model yang lebih kompleks yaitu mengintegrasikan mekanisme *Squeeze-andExcitation* (SE) dan *Convolutional Block Attention Module* (CBAM) pada arsitektur *ResNeXt50* untuk klasifikasi enam kelas penyakit kakao. Model yang diusulkan mampu mencapai akurasi sebesar 97% dan *macro-F1 score* sebesar 0.97 [16]. Penelitian lain oleh Tovurawa dkk. Mengembangkan model CNN khusus untuk klasifikasi penyakit kakao pada data lapangan di Ghana dan menunjukkan bahwa CNN kustom memiliki performa lebih baik dibandingkan beberapa model pembanding [17]. Kouassi dkk. Mengombinasikan *CNN-Based Feature Extractor* seperti *VGG-19*, *Inception-V3*, dan *DenseNet-201* dengan pengklasifikasian *XGBoost* untuk mendeteksi penyakit kakao, khususnya *cocoa swollen shoot disease* [18]. Penelitian lain oleh Atuhurra Jesse dkk. Juga mengkaji klasifikasi *CSSVD* menggunakan *VGG16*, *ResNet50*, dan *Vision Transformer* (ViT), dengan akurasi terbaik mencapai 94% [19]. Penelitian oleh Muhammad taufik dkk. Berfokus pada pengendalian penyakit *VSD* melalui pendekatan agronomis seperti penggunaan klon kakao dan cendawan endofit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa cendawan *Ceratobasidium theobromae* dapat menyebabkan kematian lebih dari 59% pada klon kakao, namun penggunaan klon toleran dan cendawan endofit seperti *Paecilomyces sp.* dan *Trichoderma sp.* Mampu menekan gejala *VSD* hingga 20 minggu setelah tanam [20].

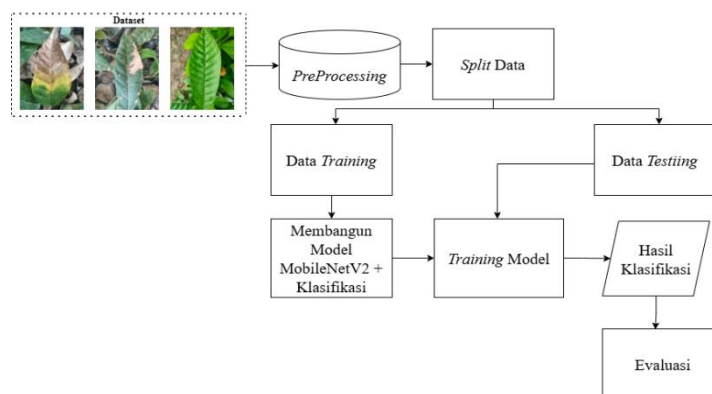
Seiring dengan perkembangan teknologi, algoritma *deep learning* telah menunjukkan efektivitas tinggi dalam menganalisis tanaman citra [21]. Salah satu arsitektur yang banyak digunakan adalah *MobileNetV2*, yang dirancang sebagai model ringan dan efisien sehingga cocok diterapkan pada perangkat dengan kapasitas komputasi terbatas [22]. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan kinerja yang baik dari arsitektur ini dalam klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra. Penelitian yang dilakukan oleh Firdaus menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu mengklasifikasikan penyakit daun cabai dengan akurasi mencapai 97% [23]. Penelitian lain oleh Ceren pada klasifikasi penyakit buah jeruk menghasilkan akurasi sebesar 96,67% dengan performa model yang stabil pada data uji [24]. Selain itu, penelitian oleh Tamayasa dkk.

membandingkan *MobileNetV2* dan *EfficientNetB3* dalam klasifikasi penyakit daun jagung menunjukkan bahwa *MobileNetV2* memiliki performa yang lebih baik dengan akurasi pengujian sebesar 96,50% [25]. Sementara itu, penelitian oleh Arafat dkk. Mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun tembakau menggunakan *MobileNetV2* dan memperoleh akurasi sebesar 95,83% [26]. Hasil dari berbagai penelitian tersebut menunjukkan bahwa *MobileNetV2* memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman berbasis citra digital. Oleh karena itu, *MobileNetV2* dipilih untuk mengklasifikasikan penyakit daun pada bibit kakao karena kemampuannya dalam mengolah citra secara efisien dan akurat [27].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini difokuskan pada implementasi model *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan daun bibit kakao ke dalam tiga kelas, yaitu daun Sehat, daun yang terinfeksi VSD, dan daun terinfeksi *Leaf Blight* menggunakan pengolahan citra digital. Penelitian ini bertujuan memberikan solusi bagi petani dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit daun bibit kakao pada fase pembibitan secara cepat dan akurat, sehingga petani dapat melakukan tindakan pencegahan dan penanganan lebih dini guna menekan risiko kerugian serta meningkatkan kualitas dan keberhasilan pertumbuhan bibit kakao.

2. METODE PENELITIAN

Pada alur penelitian ini dimulai dari pengumpulan dataset berupa citra daun yang selanjutnya di proses pada tahap *pre-processing*, yang mencakup *resize* citra untuk menyeragamkan ukuran citra, normalisasi untuk menyesuaikan rentang nilai piksel, serta augmentasi data untuk meningkatkan variasi dan jumlah data latih. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Data latih digunakan pada tahap perancangan dan pelatihan model klasifikasi berbasis *MobileNetV2* agar model mampu mempelajari karakteristik visual dari setiap kelas. Model yang telah dilatih kemudian digunakan untuk melakukan klasifikasi pada data pengujian sehingga diperoleh hasil klasifikasi. Tahap akhir penelitian ini adalah evaluasi, yang bertujuan untuk mengukur kinerja model berdasarkan metrik tertentu untuk menilai tingkat akurasi dan efektivitas model dalam klasifikasi citra.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data primer yang diperoleh langsung dari Desa Riso, Kecamatan Tapango, Kabupaten Polewali Mandar, Provinsi Sulawesi Barat, *dataset* yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 549 citra kakao dengan kondisi berbeda-beda. Data ini terdiri dari tiga kategori yaitu: 183 citra *Vascular Streak Dieback* (VSD), 183 citra Sehat, dan 183 citra *Leaf Blight*. Untuk memberikan gambaran visual mengenai perbedaan kondisi daun setiap kelas, contoh citra *dataset* yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.



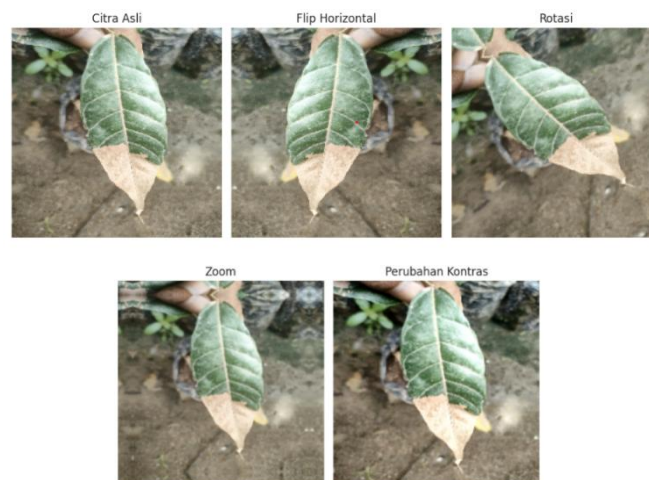
Gambar 2. Contoh Dataset Citra Daun Bibit Kakao

2.2 PreProcessing

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan citra agar sesuai dengan kebutuhan model *deep learning* yang digunakan. *Preprocessing* bertujuan untuk meningkatkan kualitas data serta menyesuaikan karakteristik citra dengan model *MobileNetV2*.

Tahapan *preprocessing* yang dilakukan meliputi:

1. **Resize Citra**, yaitu proses mengubah ukuran seluruh citra dari 3468 x 4624 menjadi 224 x 224 piksel. Sehingga sesuai dengan ukuran input yang dibutuhkan oleh model *deep learning*. Tahap ini diperlukan untuk menyamakan ukuran semua citra dalam dataset, mempercepat proses pelatihan dan memastikan model dapat mempelajari fitur visual secara konsisten.
2. **Augmentasi data**, yang mencakup transformasi seperti rotasi, flip horizontal, zoom, dan perubahan kontras yang bertujuan untuk meningkatkan variasi data latih serta mengurangi risiko *overfitting*. Pada data *training*, augmentasi diterapkan secara lebih intensif rotasi citra hingga batas maksimum sebesar 20%, *zoom* hingga 20%, serta perubahan kontras sebesar 10%, sedangkan *flip horizontal* digunakan untuk memperkaya variasi orientasi citra daun tanpa mengubah karakteristik visual daun. Metode ini bertujuan agar model mampu mempelajari pola yang lebih luas dan tetap konsisten terhadap variasi kondisi pengambilan citra di lapangan. Sementara itu, pada data *testing* diterapkan augmentasi dengan intensitas yang lebih ringan, yaitu rotasi dengan batas maksimum 5% dan *zoom* hingga 10%, tanpa perubahan kontras. Penerapan augmentasi ringan pada data *testing* bertujuan untuk menguji kestabilan model terhadap variasi kecil pada input citra. Dengan pembatasan ini, objektivitas evaluasi model tetap terjaga karena citra uji masih merepresentasikan kondisi asli secara dominan. Contoh hasil augmentasi ditampilkan pada Gambar 3 dalam bentuk visualisasi untuk menunjukkan transformasi citra yang di terapkan selama proses pelatihan.



Gambar 3. Visual Augmentasi

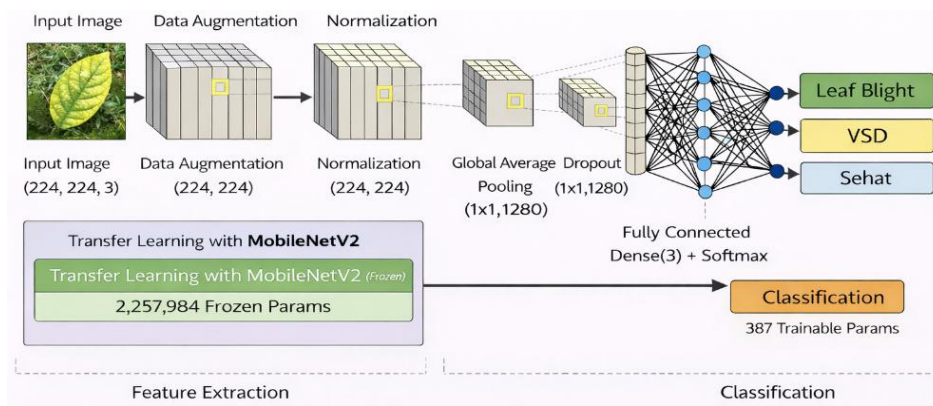
3. **Normalisasi citra**, bertujuan untuk menyesuaikan nilai piksel agar model dapat mempelajari pola citra dengan lebih konsisten dan menghasilkan kinerja yang optimal.

2.3 Split Data

Dataset yang telah dimasukkan selanjutnya dipisah menjadi dua bagian yang berbeda, yaitu: data *training* sebesar 80% dan data *testing* sebesar 20%. Pada penelitian ini, sebanyak 448 citra digunakan sebagai data *training* dan 128 citra sebagai data *testing*. Data *training* digunakan untuk melatih model agar mampu mempelajari pola dan karakteristik dari setiap kelas citra, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengevaluasi kinerja model setelah proses *training* selesai.

2.4 Perancangan model Klasifikasi MobileNetV2

Tahap ini merupakan inti dari penelitian, yaitu proses perancangan model klasifikasi citra menggunakan model *MobileNetV2* dengan pendekatan *transfer learning*. Model *MobileNetV2* yang telah dilatih pada dataset digunakan sebagai *base model* dengan parameter yang tidak mengalami pembaruan selama proses pelatihan. Lapisan tambahan berupa *Global Average Pooling*, *Dropout*, dan *Dense Layer* ditambahkan untuk menyesuaikan jumlah kelas pada dataset *training*.



Gambar 3. Arsitektur Model *MobileNetV2*

Tabel 1. Arsitektur Layer Model *MobileNetV2*

Layer (Type)	Output Shape	Param #
input_layer_1 (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0
sequential (Sequential)	(None, 224, 224, 3)	0
true_divide (TrueDivide)	(None, 224, 224, 3)	0
subtract (Subtract)	(None, 224, 224, 3)	0
mobilenetv2_1.00_224 (Functional)	(None, 7, 7, 1280)	2,257,984
Global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1280)	0
dropout (Dropout)	(None, 1280)	0
dense (Dense)	(None, 128)	163,968
dense_1 (Dense)	(None, 3)	387

Berdasarkan tabel 1, model klasifikasi citra pada penelitian ini diawali dengan *input layer* yang menerima citra berukuran 224 x 224 x 3. Citra tersebut kemudian diproses pada tahap pemrosesan melalui lapisan *sequential* yang merupakan lapisan yang digunakan untuk beberapa tahapan pemrosesan. Pada penelitian ini, *sequential* digunakan untuk menerapkan augmentasi dan penyesuaian nilai piksel. Penyesuaian nilai piksel dilakukan melalui lapisan *TrueDivide* yang berfungsi untuk menskalakan nilai piksel, serta lapisan *subtract* yang berfungsi untuk menggeser nilai piksel agar berada pada rentang yang sesuai dengan kebutuhan model. Tahap pemrosesan ini bertujuan untuk menambah variasi data dan menyamakan skala nilai citra, sehingga proses pelatihan dapat berlangsung secara lebih stabil sebelum citra di proses oleh *MobileNetV2*.

Setelah tahap prapemrosesan, selanjutnya lapisan *MobileNetV2* digunakan sebagai model utama dalam proses pengolahan citra. Pada tahap ini, citra yang telah melalui proses prapemrosesan diolah untuk mengekstraksi ciri-ciri penting, yaitu: bentuk, tekstur, dan pola visual pada daun. Hasil dari *MobileNetV2* berupa *feature map* berukuran $7 \times 7 \times 1280$, yang merupakan ringkasan informasi visual dari citra yang dimasukkan. Lapisan ini memiliki jumlah parameter terbesar, yaitu 2.257.984 parameter.

Setelah proses ekstraksi fitur oleh *MobileNetV2*, hasil model diproses menggunakan *Global Average Pooling* yang berfungsi untuk menyederhanakan *feature fitur* menjadi satu nilai rata-rata, sehingga dihasilkan vektor fitur berukuran 1280 yang kemudian akan digunakan pada tahap klasifikasi. Selanjutnya di terapkan *dropout layer* yang merupakan teknik pengaturan dalam jaringan saraf tiruan yang diterapkan dengan cara menonaktifkan sebagian *neuron* secara acak selama proses pelatihan. Penerapan teknik ini bertujuan untuk mengurangi terjadinya *overfitting* dengan mencegah model bergantung pada *neuron* tertentu saja. Dengan demikian, model menjadi lebih stabil dan mampu mengenali pola secara lebih umum ketika diterapkan pada data baru.

Pada tahap akhir, vektor tersebut di proses oleh *dense layer* dengan 128 *neuron* untuk mengolah dan mengkombinasikan fitur yang ada. Hasilnya kemudian diteruskan ke *dense output layer* dengan 3 *neuron* yang berfungsi menghasilkan prediksi kelas citra sesuai dengan jumlah kelas yang digunakan dalam penelitian ini. Lapisan ini menjadi penentu akhir dalam proses klasifikasi citra daun.

2.5 Training Model

Proses *training* model dilakukan menggunakan data *training* sebanyak 448 citra dengan ukuran citra *inputan* 224×224 piksel dan *batch size* sebesar 32. Pelatihan model dilakukan selama 30 *epoch* dengan memanfaatkan arsitektur *MobileNetV2* berbasis *transfer learning*. Tahap *training* ini bertujuan untuk melatih model agar mampu mempelajari dan menerapkan pola citra secara menyeluruh serta memastikan bahwa model tidak hanya menghafal data *training*, tetapi juga mampu melakukan klasifikasi dengan baik pada data baru yang tidak terlibat dalam proses pelatihan.

2.6 Evaluasi Model

Tahap evaluasi ini dilakukan untuk menilai kinerja akhir model *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan penyakit daun bibit kakao berdasarkan hasil pengujian. Evaluasi ini dilakukan dengan membandingkan model dengan label sebenarnya pada data *testing*. Untuk mengukur performa klasifikasi, digunakan *confusion matrix* yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah pada setiap kelas. Selain itu, evaluasi juga dilengkapi dengan *classification report* yang mencakup nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* yang ditunjukkan pada persamaan berikut [28]:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (1)$$

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

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

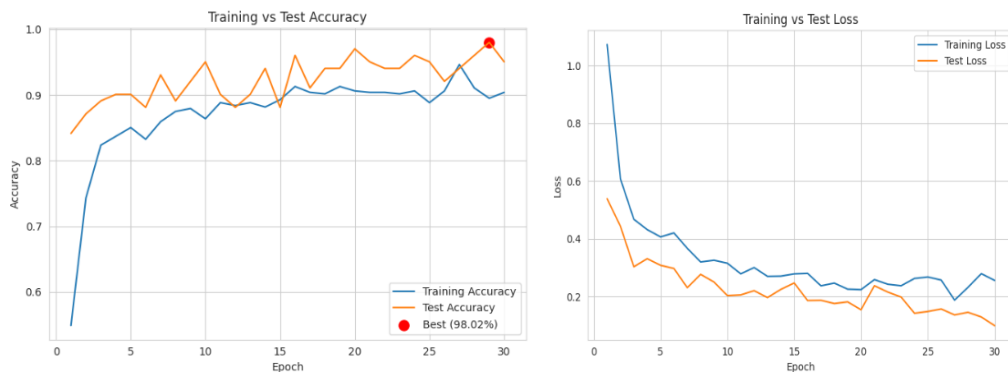
$$F1 - Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Sehingga memberikan Gambaran yang lebih komprehensif mengenai kemampuan model dalam mengenali setiap penyakit. Hasil evaluasi ini digunakan sebagai dasar untuk menilai efektivitas penerapan *MobileNetV2* berbasis *transfer learning* pada klasifikasi penyakit daun bibit kakao.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Hasil

Hasil pelatihan model *MobileNetV2* selama 30 *epoch* dengan *batch size* 32 dianalisis melalui grafik akurasi, grafik loss, serta tabel performa pada setiap *epoch*. Ketiga representasi hasil tersebut menunjukkan perkembangan kinerja model yang konsisten sepanjang proses pelatihan. Pada tahap awal pelatihan, terjadi peningkatan kemampuan model yang cukup signifikan, ditandai dengan kenaikan nilai akurasi dan penurunan loss cenderung lebih stabil, yang menandakan bahwa proses pembelajaran model telah mencapai kondisi yang stabil.

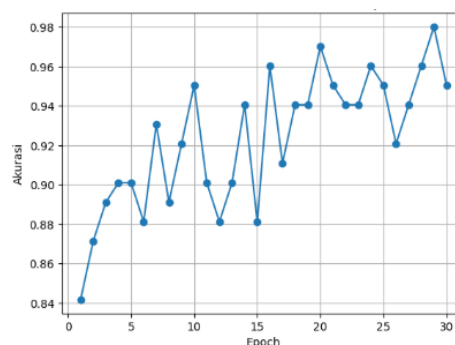


Gambar 4. Grafik *Loss & Accuracy*

Grafik akurasi memperlihatkan peningkatan nilai akurasi pada data *training* dan *validation* seiring bertambahnya *epoch*, yang selaras dengan data pada tabel performa. Nilai akurasi validasi mencapai nilai tertinggi sebesar 98,02% pada *epoch* ke-29, menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik terhadap data validasi. Perbedaan nilai antara akurasi *training* dan *validation* yang relatif kecil menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan kinerja yang seimbang antara data latih dan uji.

Seiring dengan peningkatan akurasi, grafik loss menunjukkan penurunan nilai loss pada data *training* dan *validation*, yang mencerminkan berkurangnya kesalahan prediksi model selama proses pelatihan. Nilai *validation loss* yang semakin kecil pada *epoch* akhir menunjukkan bahwa model mampu meminimalkan kesalahan pada data validasi. Pada *epoch* ke-29, nilai *validation loss* sebesar 0,1293 menunjukkan keseimbangan yang baik antara Tingkat ketepatan klasifikasi dan rendahnya kesalahan prediksi.

Perbedaan antara grafik akurasi dan grafik loss terletak pada aspek kinerja yang direpresentasikan, grafik akurasi menggambarkan tingkat keberhasilan model dalam melakukan klasifikasi secara benar, sedangkan grafik loss menunjukkan besarnya kesalahan prediksi yang dihasilkan model. Peningkatan nilai akurasi diikuti dengan penurunan nilai loss pada data *training* dan *validation* menunjukkan bahwa model tidak hanya meningkatkan ketepatan klasifikasi, tetapi juga memperbaiki kualitas prediksi secara keseluruhan. Kedekatan pola antara garis *training* dan *validation* pada kedua grafik tersebut menunjukkan bahwa model memiliki stabilitas pembelajaran yang baik tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan.



Gambar 5. Hasil *Training Model MobileNetV2* pada setiap Epoch

Berdasarkan kesesuaian antara grafik dan tabel performa, model mencapai kondisi terbaik pada *epoch* ke-29, sehingga model pada *epoch* tersebut ditetapkan sebagai model optimal untuk evaluasi klasifikasi daun bibit kakao.

3.2 Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kinerja akhir model *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan citra daun bibit kakao ke dalam tiga kelas, yaitu *Leaf Blight*, Sehat, dan VSD. Evaluasi dilakukan menggunakan *classification report* dan *confusion matrix* berdasarkan hasil prediksi.

Tabel 2. *Classification Report*

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
<i>Leaf Blight</i>	1.0000	0.9444	0.9714	36
Sehat	0.9355	1.0000	0.9667	29
VSD	1.0000	1.0000	1.0000	36
Accuracy			0.9802	101
Macro Avg	0.9785	0.9815	0.9794	101
Weighted Avg	0.9815	0.9802	0.9802	101

Berdasarkan tabel 3, model menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai akurasi sebesar 98,02%, yang menandakan bahwa hampir seluruh citra pada data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar. Tinggi nilai akurasi ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola visual yang membedakan masing-masing kondisi daun secara efektif.

Pada kelas VSD, model memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score* sebesar 100%. Hal ini menunjukkan bahwa seluruh citra VSD pada uji berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa adanya kesalahan. Hasil ini mengindikasikan bahwa karakteristik visual penyakit VSD memiliki pola yang cukup konsisten dan mudah dikenali oleh model, sehingga fitur-fitur yang di ekstrak oleh *MobileNetV2* mampu merepresentasikan kelas dengan sangat baik.

Pada kelas *Leaf Blight* menunjukkan nilai *precision* sebesar 100% dan *recall* sebesar 94,44%, dengan *F1-Score* sebesar 97,14%. Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa seluruh prediksi sebagai *Leaf Blight* merupakan prediksi yang benar. Sementara itu, nilai *recall* yang sedikit lebih rendah disebabkan oleh adanya sebagian kecil daun citra *Leaf Blight* yang diprediksi sebagai daun Sehat, sebagaimana ditunjukkan pada hasil *classification report* dan *confusion matrix*. Kondisi ini menunjukkan bahwa beberapa kasus, gejala *Leaf Blight* masih memiliki kemiripan visual dengan daun sehat, terutama ketika tingkat infeksi belum terlalu jelas.

Pada kelas Sehat memperoleh *recall* sebesar 100% dan *precision* sebesar 93,55%, dengan *F1-Score* 96,67%. Nilai *recall* yang sempurna menunjukkan bahwa seluruh citra daun Sehat pada data uji berhasil dikenali dengan benar oleh model. Sementara itu, nilai *precision* yang sedikit lebih rendah mengindikasikan adanya sejumlah kecil citra dari kelas lain, khususnya *Leaf Blight*, prediksi sebagai daun sehat, sebagaimana terlihat pada tabel 3 *classification report*. Hal ini terjadi karena pada beberapa citra *Leaf Blight*, gejala penyakit masih bersifat ringan sehingga secara visual menyerupai daun sehat.

Nilai *macro average* dan *weighted average* pada *precision*, *recall*, dan *F1-Score* yang berada di atas 97% menunjukkan bahwa performa model konsisten pada seluruh kelas dan tidak didominasi oleh kelas tertentu. Hal ini menandakan bahwa model memiliki keseimbangan kinerja yang baik meskipun data pada setiap kelas berbeda.

Tabel 2. *Confusion Matrix*

<i>Leaf Blight</i>	34	2	0
Sehat	0	29	0
VSD	0	0	36
	<i>Leaf Blight</i>	<i>Sehat</i>	<i>VSD</i>

Confusion *matrix* pada tabel 4 menunjukkan bahwa sebagian besar citra pada setiap kelas berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Pada kelas *Leaf Blight*, sebanyak 34 dari 36 citra diklasifikasikan dengan tepat, sementara 2 citra mengalami kesalahan klasifikasi dan diprediksi sebagai Sehat. Pada kelas Sehat, seluruh 29 citra berhasil dikenali dengan benar tanpa adanya kesalahan klasifikasi. Demikian pula pada kelas VSD, seluruh 36 citra berhasil diklasifikasikan secara tepat. Pola kesalahan yang terjadi bersifat sangat terbatas dan hanya terjadi pada satu arah, yaitu kelas *Leaf Blight* ke kelas Sehat, tanpa adanya kesalahan silang dengan VSD. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan kondisi daun bibit kakao, khususnya dalam mengidentifikasi perbedaan antar jenis penyakit, serta menunjukkan kinerja klasifikasi yang stabil.

Pola kesalahan klasifikasi tersebut juga menunjukkan hubungan antara kinerja model dengan tingkat keparahan penyakit. Kesalahan prediksi terjadi pada citra daun yang terinfeksi *Leaf Blight* dengan tingkat keparahan ringan. Pada kondisi ini, pola karakteristik piksel pada area daun yang terinfeksi masih menyerupai pola piksel pada daun sehat, sehingga model klasifikasi mengalami kesulitan dalam membedakan kedua kelas secara akurat. Sebaliknya, pada penyakit dengan gejala yang lebih jelas seperti VSD, model mampu mengenali seluruh citra dengan benar, yang ditunjukkan oleh nilai *precision* dan *recall* sebesar 100%. Kondisi ini selaras dengan nilai akurasi yang tinggi dan loss yang rendah, yang mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari fitur visual penyakit secara konsisten. Capaian akurasi sebesar 98,02% menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan kondisi daun kakao dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan klasifikasi berbasis *MobileNetV2* berpotensi membantu proses identifikasi penyakit daun kakao secara lebih cepat dan objektif pada tahap awal pertumbuhan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model *MobileNetV2* berbasis *transfer learning* mampu mengklasifikasikan citra daun bibit kakao ke dalam tiga kelas, yaitu *Leaf Blight*, Sehat, dan VSD, dengan kinerja yang sangat baik. Model mencapai akurasi validasi tertinggi sebesar 98,02% pada *epoch* ke-29, disertai dengan nilai loss yang rendah, yang menunjukkan proses pelatihan berlangsung secara optimal tanpa menunjukkan *overfitting* yang signifikan. Hasil evaluasi menggunakan *classification report* dan *confusion matrix* menunjukkan bahwa kelas VSD berhasil diklasifikasikan secara sempurna, sementara kelas *Leaf Blight* dan Sehat juga menunjukkan performa tinggi dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang sangat kecil dan terbatas. Secara keseluruhan penelitian ini membuktikan bahwa model *MobileNetV2* efektif digunakan untuk klasifikasi citra daun bibit kakao dan dapat dikembangkan lebih lanjut sebagai sistem pendukung deteksi penyakit tanaman kakao.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, pengembangan selanjutnya dapat dikembangkan pada penggunaan algoritma atau arsitektur pembelajaran lainnya untuk membandingkan dan meningkatkan kemampuan identifikasi penyakit daun bibit kakao secara *real-time*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Robet, J. T. K. Perangin Angin, and T. H. Siregar, "Attention Augmented Deep Learning Model for Enhanced Feature Extraction in Cacao Disease Recognition," *sinkron*, vol. 9, no. 4, pp. 1965–1977, Oct. 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i4.15249.
- [2] Tim Pengelola Website Kemenperin, "Kemenperin: Ekspor Lampaui USD1 Miliar, Kinerja Industri Pengolahan Kakao Semakin Manis."
- [3] "Badan Pusat Statistik BPS-Statistics Indonesia," 2024.
- [4] A. F. M. Harvyanti, R. I. Baihaki, Dafik, Z. R. Ridlo, and I. H. Agustin, "Application of Convolutional Neural Network for Identifying Cocoa Leaf Disease," 2023, pp. 283–304. doi: 10.2991/978-94-6463-174-6_21.

- [5] I. Hamdi and I. Lakani, "Disease Severity Of Vascular Streak Dieback (*Ceratobasidium Theobromae*) In Cocoa Plant (*Theobroma Cacao* L.) After Root Infusion Treatment," *Agrrotekbis*, vol. 9, no. 1, pp. 188–196, 2021.
- [6] A. S. Puig, W. Quintanilla, T. Matsumoto, L. Keith, O. A. Gutierrez, and J. P. Marelli, "Phytophthora palmivora causing disease on theobroma cacao in Hawaii," *Agriculture (Switzerland)*, vol. 11, no. 5, 2021, doi: 10.3390/agriculture11050396.
- [7] S. Kumar, A. K. Sharma, S. Srivastava, V. Tiwari, P. K. Patidar, and S. Rai, "Automated COCOA Disease Detection Using Convolutional Neural Networks: A Case Study of VSD and Other Pathogens," 2025, pp. 361–372. doi: 10.2991/978-94-6463-716-8_29.
- [8] M. Taufik, M. Boteq, and R. M. dan Arifin Tasrif, "Role of Cocoa Clones and Endophyte Fungi in Controlling VSD Disease in The Field," *Cropsaver*, vol. 2021, no. 1, pp. 27–36, 2021.
- [9] gusti.grehenson, "Produktivitas Kakao Nasional Menurun, Pakar UGM Soroti Soal Peremajaan Kebun, Bibit dan Pengendalian Hama yang Belum Optimal - Universitas Gadjah Mada." Accessed: Mar. 03, 2026. [Online]. Available: https://ugm.ac.id/id/berita/produktivitas-kakao-nasional-menurun-pakar-ugm-soroti-soal-peremajaan-kebun-bibit-dan-pengendalian-hama-yang-belum-optimal/?utm_source=chatgpt.com
- [10] W. Ningsih, P. Lestari, L. Belluano, and N. Kurniati, "Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam Analisa Identifikasi Penyakit pada Tanaman Kakao Menggunakan Metode Dempster Shafer INFORMASI ARTIKEL ABSTRAK," vol. 4, p. 202, 2023.
- [11] Z. Salman, A. Muhammad, and D. Han, "Plant disease classification in the wild using vision transformers and mixture of experts," *Front. Plant Sci.*, vol. 16, 2025, doi: 10.3389/fpls.2025.1522985.
- [12] A. J. Rozaqi, A. Sunyoto, and R. Arief, "Deteksi Penyakit pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network Detection of Potato Leaves Disease Using Image Processing with Convolutional Neural Network Methods," 2021.
- [13] A. Jesse, N. Y.-R. Douha, and P. Lenka, "Image Classification for CSSVD Detection in Cacao Plants," Mar. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2405.04535>
- [14] N. Khaerani Hamzidah, "Analisis Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Kakao Dengan Menggunakan Metode YoloV8," *Journal of Informatics and Computer Engineering Research (JICER)*, vol. 2, no. 2, pp. 29–33, 2025.
- [15] S. Kumar, A. K. Sharma, S. Srivastava, V. Tiwari, P. K. Patidar, and S. Rai, "Automated COCOA Disease Detection Using Convolutional Neural Networks: A Case Study of VSD and Other Pathogens," 2025, pp. 361–372. doi: 10.2991/978-94-6463-716-8_29.
- [16] R. Robet, J. T. K. Perangin Angin, and T. H. Siregar, "Attention Augmented Deep Learning Model for Enhanced Feature Extraction in Cacao Disease Recognition," *sinkron*, vol. 9, no. 4, pp. 1965–1977, Oct. 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i4.15249.
- [17] E. Tovurawa, B. Dlamini, S. E. Moore, V. Marivate, and A. Modupe, "Cacao Plant Disease Detection and Classification," Jan. 07, 2025, doi: 10.21203/rs.3.rs-5763786/v1.
- [18] K. S. Kouassi, M. Diarra, K. H. Edi, and B. J.-C. Koua, "Detection of Cocoa Leaf Diseases Using the CNN-Based Feature Extractor and XGBOOST Classifier," *Open Journal of Applied Sciences*, vol. 14, no. 10, pp. 2955–2972, 2024, doi: 10.4236/ojapps.2024.1410193.
- [19] A. Jesse, N. Y.-R. Douha, and P. Lenka, "Image Classification for CSSVD Detection in Cacao Plants," Mar. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2405.04535>
- [20] M. Taufik, M. Boteq, and R. M. dan Arifin Tasrif, "Role of Cocoa Clones and Endophyte Fungi in Controlling VSD Disease in The Field," *Cropsaver*, vol. 2021, no. 1, pp. 27–36, 2021.
- [21] D. O. Cagadas, R. April, and A. Labajan, "Leaf-based Cacao Diseases Classification Using Image Processing," *Sci.Int.(Lahore)*, vol. 35, no. 4, pp. 369–373, 2023.
- [22] S. Agustiani, R. Aryanti, S. Khotimatul Wildah, Y. T. Arifin, S. Marlina, and T. Misriati, "Optimisasi Model Deep Learning untuk Deteksi Penyakit Daun Tebu dengan Fine-Tuning MobileNetV2," *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 4, no. 4, pp. 150–157, 2024, doi: 10.47065/jimat.v4i4.411.
- [23] F. N. Firdaus, "Analisis Kinerja MobileNetV2 dalam Klasifikasi Penyakit Daun Cabai Berdasarkan Citra," 2026.
- [24] S. Ceren, "Sistem Klasifikasi Penyakit pada Buah Jeruk Menggunakan MobileNetV2," 2026.
- [25] K. A. Tamayasa and L. J. E. Dewi, "Analisis Perbandingan Model Arsitektur MobileNetV2 dan EfficientNetB3 dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 14, no. 1, Jan. 2026, doi: 10.23960/jitet.v14i1.8624.

-
- [26] F. A. Arafat, D. P. Pamungkas, and P. Kasih, "Pemodelan Klasifikasi Penyakit Daun Tembakau Dengan Arsitektur MobileNetV2," Online, 2025.
- [27] R. Candra Simangunsong, K. Kunci, and D. Mangga, "JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering) MobileNetV2 Analysis In Disease Classification On Mango Leaves," *JITE (Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering)*. Available, vol. 8, no. 3Spc, pp. 73–80, 2025, doi: 10.31289/jite.v8i3Spc.14430.
- [28] F. Wajidi and N. Arifin, "Deteksi Penyakit Daun Cabai Menggunakan Kombinasi GLCM Dan HSV dengan Klasifikasi SVM," vol. 11, no. 02, 2025, [Online]. Available: <https://data.mendeley.com/datasets/w9mr3vf56s/1>
-