

IMPLEMENTASI METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN MANGGA MENGGUNAKAN ARSITEKTUR EFFICIENTNETV2-S DAN RESNET50

Kareena Putri Ramadhani, Masmur Tarigan

Teknik Informatika, Universitas Esa Unggul

Jalan Arjuna Utara No. 9, Kebon Jeruk, Kota Jakarta Barat, Indonesia

kareenarenhani@gmail.com

ABSTRAK

Mangga merupakan buah musiman yang sudah dikenal masyarakat Indonesia. Buah ini asli berasal dari India dan memiliki varietas yang banyak dan digemari oleh Masyarakat Indonesia. Pohon mangga dapat tumbuh dengan baik pada tanah datar dan iklim hangat. Pertanian sebagai pilar utama dalam pemenuhan kebutuhan pangan global seringkali menghadapi tantangan serius terkait penyakit tanaman. Maka dari itu peneliti akan melakukan penelitian pada sistem pengklasifikasian jenis penyakit daun mangga. Adapun penyakit yang menyerang tanaman buah mangga yang akan diklasifikasikan yaitu *Anthracoze*, *Bacterial Canker*, *Cutting Weevil*, *Die Back*, *Gall Midge*, *Powdery Mildew*, dan *Sooty Mould*. Tugas Akhir ini merancang sistem pengklasifikasian penyakit daun mangga menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur yang digunakan adalah *EfficientNetV2-S* dan *ResNet50*. Data yang digunakan pada penelitian berjumlah 4000 dataset dengan 500 data citra pada setiap jenis penyakit. Dengan menggunakan pengujian rasio 70:30, 80:20, dan 90:10 dengan melakukan tahapan penelitian yang berupa melakukan pengumpulan data, augmentasi, data *preprocessing*, klasifikasi, evaluasi dan implementasi. Dengan kedua arsitektur tersebut menghasilkan akurasi dengan nilai yang baik dan mampu melakukan klasifikasi sehingga dapat diimplementasikan dengan aplikasi *website*.

Kata kunci : *Klasifikasi, Penyakit Daun Mangga, Convolutional Neural Network, EfficientNetV2-S, ResNet50.*

1. PENDAHULUAN

Mangga merupakan buah musiman yang sudah dikenal masyarakat Indonesia. Buah ini asli berasal dari India dan memiliki varietas yang banyak dan digemari oleh masyarakat Indonesia [1]. Sebagai negara tropis dengan keanekaragaman agroklimat yang tinggi, Indonesia memiliki potensi besar dalam produksi buah-buahan, termasuk mangga. Kondisi iklim yang mendukung memungkinkan tumbuhnya berbagai varietas mangga dengan kualitas yang baik [2].

Mangga merupakan salah satu komoditas buah unggulan di Indonesia, dengan produksi yang signifikan setiap tahunnya. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS), berikut adalah produksi mangga di Indonesia dari tahun 2021 hingga 2023, pada tahun 2021 diperoleh 2,8 juta ton, tahun 2022 diperoleh 3,3 juta ton, dan tahun 2023 diperoleh 3,3 juta ton dengan Jawa Timur sebagai produsen terbesar, diikuti oleh Jawa Barat dan Jawa Tengah [3]. Namun, industri mangga Indonesia masih menghadapi berbagai tantangan, terutama terkait penyakit tanaman yang mempengaruhi produktivitas dan kualitas buah. Proses budidaya tanaman mangga tidak selalu bebas dari serangan penyakit dan hama. Gejala-gejala yang muncul dapat menunjukkan jenis penyakit yang menyerang tanaman. Secara umum, penyebab penyakit pada tanaman mangga dibedakan menjadi dua kategori: parasit dan non-parasit. Penyakit parasit disebabkan oleh patogen, hama, dan gulma, sementara penyakit non-parasit disebabkan oleh faktor-faktor seperti air, suhu, cahaya, dan nutrisi [4].

Penyakit tanaman dapat dipicu oleh berbagai faktor lingkungan seperti serangan serangga, perubahan suhu, dan cuaca ekstrem. Deteksi dini penyakit sangat penting untuk mencegah kerusakan yang lebih parah pada tanaman dan meminimalkan kerugian bagi petani [1]. Situasi ini diperparah oleh perubahan iklim yang menciptakan kondisi ideal bagi perkembangan patogen, mengakibatkan penurunan hasil panen, rata-rata produksi mangga sebelum dan sesudah berubahnya iklim mengalami penurunan [5]. Adapun penyakit yang menyerang daun buah mangga yaitu ada *Anthracoze*, *Bacterial Canker*, *Cutting Weevil*, *Die Back*, *Gall Midge*, *Powdery Mildew*, dan *Sooty Mould* dengan dataset yang berasal dari *Kaggle* dengan dataset berjumlah 4000 gambar [6].

Untuk mengidentifikasi jenis penyakit daun mangga, digunakan teknologi yang dapat mengidentifikasi dengan teknologi kecerdasan buatan dengan kombinasi menggunakan CNN dalam klasifikasi gambar [7]. Kecerdasan buatan, atau yang dikenal sebagai *artificial intelligence*, adalah sebuah disiplin dalam ilmu komputer yang menitik beratkan pada kemampuan mesin untuk berpikir layaknya manusia [8]. Dalam bidang kecerdasan buatan, terdapat sub-bidang yang sering digunakan untuk memprediksi pola dari dataset yang diberikan, yaitu *Deep Learning*. *Deep Learning* adalah salah satu kemajuan dari *machine learning* yang menggunakan banyak lapisan untuk pemrosesan *ekstraksi* dan *transformasi* fitur, baik secara terawasi (*supervised*) maupun tidak terawasi (*unsupervised*) dengan pendekatan yang lebih mendalam. *Deep learning*

memanfaatkan konsep pembelajaran representasi yang memungkinkan model untuk menggunakan data mentah dalam berbagai tugas, termasuk klasifikasi. Dengan kata lain, *deep learning* memiliki kemampuan untuk secara otomatis mengekstrak fitur dalam model itu sendiri [9]. Analisis yang dilakukan oleh *deep learning* dapat berupa pengamatan dan klasifikasi pola pada gambar, seperti mendeteksi apakah sebuah wajah terlihat atau tidak [10].

Dalam mengatasi tantangan ini, penelitian terbaru mengusulkan penggunaan teknik pengenalan gambar berbasis kecerdasan buatan, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN) [11]. Peneliti sebelumnya menggunakan CNN untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit daun mangga dengan akurasi mencapai 97,13% [12]. Penelitian sebelumnya menjelaskan model yang digunakan menggunakan CNN dengan *Random Forest* mendapatkan hasil pengujian dengan akurasi sebesar 100% dengan kedua metode yang dipakainya [13]. Penelitian lain menggunakan teknik *Novel Segmentation* dan *Pattern Technique* yang mensegmentasi bagian yang sakit dengan mempertimbangkan pola urut daun mangga [14]. Penelitian serupa dalam penelitiannya menjelaskan tentang mendeteksi penyakit pada daun mangga dengan menggunakan arsitektur *DenseNet* dengan dua interval yang berbeda yaitu 20 *epoch* dan 40 *epoch*, dengan 40 *epoch* yang menghasilkan akurasi lebih dari 99%, *Precision* 97,83%, *Recall* 97,73% dan *F1-Score* dengan nilai 98,29% [15].

Pada penelitian ini akan menggunakan keunggulan metode CNN yaitu dapat mengklasifikasikan dan memiliki hasil signifikan dalam pengenalan objek untuk data gambar dalam salah satu solusi untuk mengidentifikasi jenis penyakit daun mangga. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi jenis penyakit daun mangga menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *EfficientNetV2-S* [16] dan *ResNet50* [17]. Model ini diharapkan dapat membantu petani dalam mengidentifikasi jenis penyakit daun mangga secara akurat dan cepat, sehingga dapat dilakukan tindakan pengendalian yang tepat dan efektif. Penelitian ini memiliki tujuan untuk merancang sebuah sistem pengklasifikasian penyakit pada daun mangga dengan metode *EfficientNetV2-S* dan *ResNet50* dengan hasilnya akan menampilkan kelas dari penyakit dan daun yang sehat serta nilai akurasinya dan diukur oleh confusion matrix beserta implementasi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis *neural network* yang digunakan untuk analisis citra. CNN bekerja dengan mendeteksi dan mengenali objek dalam gambar menggunakan proses konvolusi. Proses ini melibatkan pergerakan kernel konvolusi (*filter*) berukuran tertentu yang diterapkan pada gambar untuk menghasilkan representasi informasi

baru melalui perkalian antara bagian gambar dan filter tersebut [1].

2.2. EfficientNetV2

EfficientNetV2 adalah model CNN yang lebih cepat dalam pelatihan dan lebih efisien dalam parameter dibandingkan model sebelumnya, *EfficientNet*. Dengan menggunakan *training-aware neural architecture search* dan teknik *scaling*, *EfficientNetV2* memperkenalkan beberapa blok arsitektur baru, seperti *MBConv*, *Fused-MBConv*, dan *SE block*, yang meningkatkan efisiensi dan kinerja model serta menghasilkan representasi fitur yang lebih baik [18].

2.3. ResNet50

ResNet-50 adalah model CNN yang dikembangkan oleh *Microsoft Research* pada 2015, dengan menggunakan blok residu untuk meningkatkan kinerja. Model ini memiliki 50 lapisan dan berada di antara model *ResNet* lainnya, seperti *ResNet-101* dan *ResNet-152*. *ResNet-50* banyak digunakan dalam tugas penglihatan komputer, seperti klasifikasi gambar dan deteksi objek. Arsitekturnya terdiri dari lapisan konvolusi awal, diikuti oleh blok residu yang masing-masing memiliki lapisan konvolusi dan shortcut connection. Setelah blok residu, terdapat lapisan *pooling global* dan lapisan *fully connected* untuk menghasilkan output klasifikasi [17].

2.4. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian sebelumnya yang telah dilakukan dengan metode CNN dalam klasifikasi. Ayu T., et al. (2021) melakukan penelitian tentang pendiagnosa daun mangga yang menggunakan model *Convolutional Neural Network* untuk mengklasifikasikan daun mangga yang sehat dan yang terserang hama berdasarkan bentuk dan tekstur daunnya. Dataset yang digunakan terdiri dari 435 gambar daun mangga, yang dibagi menjadi dua kategori, yaitu *diseased* dan *healthy*. Data tersebut dibagi menjadi 412 data pelatihan dan 23 validasi dengan 100 epoch. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 0,96%, yang dianggap sangat baik dalam pengklasifikasikan data [1].

Selanjutnya, Adenia R., et al. (2022) pada penelitian ini mengusulkan penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi daun mangga yang terinfeksi penyakit, yang dikombinasikan dengan metode *Random Forest* dalam pendekatan *Supervised Learning*. Pendekatan ini melibatkan data yang telah dilatih dan variabel yang ditargetkan untuk mengelompokkan data. Hasil pengujian menunjukkan akurasi 100% dengan kombinasi kedua metode, yaitu CNN dan *Random Forest* [13].

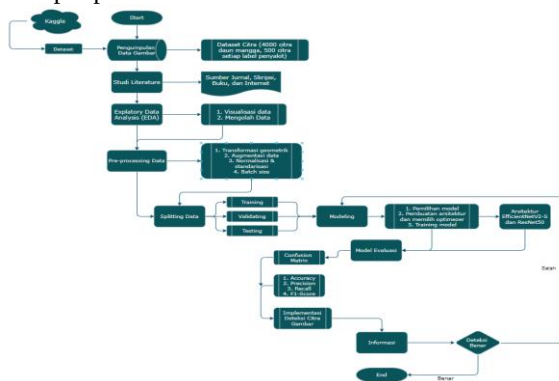
Dan penelitian lainnya oleh Chandrashekar C., et al. (2024) penelitian ini mengusulkan *ModifiedDense Convolutional Network* (MDCN) sebagai skema klasifikasi yang efektif untuk mendeteksi penyakit

pada daun mangga. Model ini memanfaatkan jaringan yang telah dilatih sebelumnya dan mengadaptasinya dengan teknik pembelajaran transfer untuk mengatasi masalah spesifik pada penyakit daun mangga. MDCN diuji pada dataset *MangoLeafBD* yang terdiri dari 4.000 gambar, dan hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem ini unggul dalam hal kinerja dan *throughput* keluaran [15].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini menjalankan beberapa fase yang berbeda, pertama melakukan dengan dimulainya dengan tahapan peneliyiam, pengolahan data, , pra-pemrosesan (*pre-processing data*) data dan augmentasi, pembagian dataset dan rasio, pemodelan, dan terakhir penilaian hasil dari *confusion matriks*, *akurasi*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*, penilaian hasil dan implementasi. Tahapan-tahapan penelitian ini terdapat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.2. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini menggunakan data citra penyakit daun mangga sebagai data inputnya. Data tersebut diambil secara online dari *Kaggle Datasets* yang terbagi menjadi delapan kelas yaitu *Anthracoese*, *Bacterial Canker*, *Cutting Weevil*, *Die Back*, *Gall Midge*, *Powdery Mildew*, *Sooty Mould*, dan *Healthy*. Kumpulan data tersebut dapat diakses melalui tautan berikut:

<https://www.kaggle.com/datasets/aryashah2k/mango-leaf-disease-dataset/data>. Dengan jumlah 4000 data, selanjutnya data dibagi pada proses latih (*training*), validasi (*valid*) dan proses uji (*testing*). Dengan masing-masing jenis penyakit terdiri dari 500 gambar setiap kategori penyakitnya.

3.3. Pengolahan Data

Pada tahap ini, data daun mangga yang sehat dan terinfeksi penyakit diproses menggunakan CNN dengan arsitektur *EfficientNetV2-S* dan *ResNet50*. Proses meliputi pengumpulan dataset, pra-pemrosesan gambar, pembagian data, dan augmentasi. Model kemudian dimuat, disesuaikan, dilatih dengan data yang diaugmentasi, dievaluasi kinerjanya, dan digunakan untuk memprediksi kelas penyakit daun mangga.



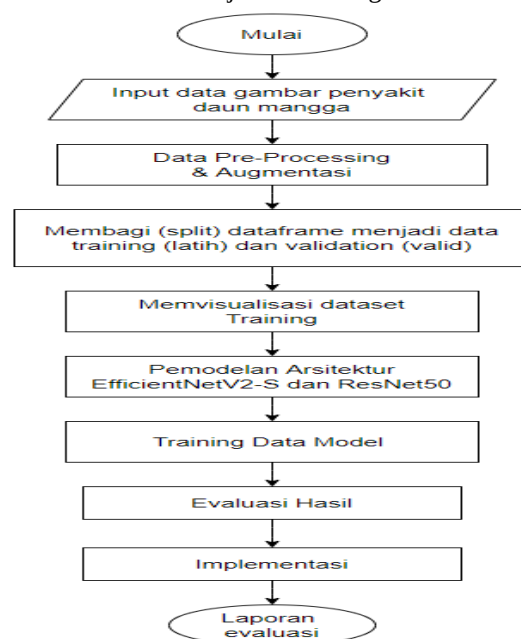
Gambar 2. Tahap Pengolahan Data

3.4. Data Pre-Processing dan Augmentasi

Tahap persiapan data atau *pre-processing data*, melibatkan pengolahan data asli agar sesuai untuk model klasifikasi. Dalam penelitian ini, citra diubah menjadi 224x224 piksel dengan format RGB, yang diperkecil dari ukuran 240x320 piksel menjadi 224x224 piksel untuk mempercepat komputasi. Dan melakukan augmentasi dengan berbagai rotasi.

3.5. Pemodelan Sistem

Pada tahap ini, proses untuk mendeteksi penyakit daun mangga dengan menggunakan CNN arsitektur *EfficientNetV2-S* dan *ResNet50* berdasarkan klasifikasi data citra dijelaskan sebagai berikut:



Gambar 3. Pemodelan Sistem

3.6. Evaluasi

Dalam tahap ini, setelah tahap pemodelan dan pelatihan sistem yaitu tahap terakhir untuk mendapatkan hasil maka dalam pengukuran kinerja modelnya dalam penelitian ini dihasilkannya dengan menggunakan *confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*. Dari hasil penelitian ini menggunakan *transfer learning* yang menunjukkan bahwa pelatihan dengan menggunakan *transfer learning* menghasilkan kinerja model yang unggul dalam klasifikasi. Penerapan *transfer learning* terbukti meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola dan membuat keputusan yang akurat.

Tabel 1. Confusion Matrix

Aktual	Prediksi	
	+	-
+	True Positive (TP)	False Negative (FN)
-	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Berikut rumus untuk akurasi, *precision*, *recall* dan *f1-score* [19]:

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

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

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

$$F1 - \text{Score} = \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (4)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bahasa pemrograman yang digunakan adalah *Python* dalam penelitian ini, dan proses pengujian dilakukan dengan menggunakan *Google Collab* [19], untuk menjalankan dan melatih modelnya serta diimplementasikan ke dalam *Flask*.

4.1. Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah gambar daun pohon mangga beserta penyakitnya, yang diambil dari dataset "*Mango Leaf Disease Dataset*" di *Kaggle.com*. Dataset ini berukuran 140.67 MB dan terdiri dari 4000 gambar, dengan masing-masing kelas penyakit memiliki 500 gambar. Kelas penyakit meliputi *Anthrachnose*, *Bacterial Canker*, *Cutting Weevil*, *Die Back*, *Gall Midge*, *Powdery Mildew*, *Sooty Mould*, dan *Healthy*.

4.2. Visualisasi Data

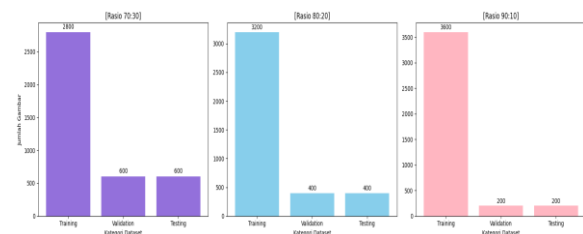
Pada tahap selanjutnya ini akan menunjukkan jumlah data untuk setiap kelasnya yang selanjutnya akan dilakukannya pembagian dataset. Tahap ini juga dilakukan dengan visualisasi data menggunakan *library matplotlib* dan *plotly*, visualisasi dihasilkan ditampilkan dalam Gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi Data

4.3. Pembagian Dataset

Pada tahap pembagian dataset akan dilakukan pembagian data yang terbagi menjadi tiga yaitu data *training*, *testing*, dan *validasi* dari seluruh jumlah gambar yaitu 4000 yang mana perbandingan datanya yakni 70:30, 80:20, dan 90:10 [19].

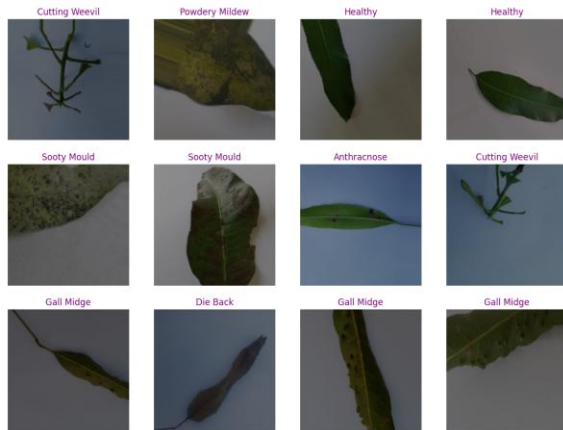


Gambar 5. Pembagian Data

Pada rasio 70:30, *data training* mencakup 70% (2800 gambar), sedangkan *validation* dan *testing* masing-masing 15% (600 gambar). Pada rasio 80:20, *data training* meningkat menjadi 80% (3200 gambar), dengan *validation* dan *testing* masing-masing 10% (400 gambar). Pada rasio 90:10, *data training* mencapai 90% (3600 gambar), sementara *validation* dan *testing* masing-masing 5% (200 gambar). Grafik ini menunjukkan bahwa semakin besar porsi untuk *training*, semakin kecil porsi untuk *validation* dan *testing*.

4.4. Pre-Processing dan Data Augmentasi

Augmentasi dalam penelitian ini menggunakan berbagai teknik augmentasi seperti *Scalar function* digunakan untuk normalisasi *pixel*, *rotation range* untuk rotasi acak, *width shift range* dan *height shift range* untuk pergeseran horizontal dan vertikal, *brightness range* untuk perubahan kecerahan, *zoom range* untuk zoom in/out, *horizontal flip* untuk membalik gambar secara horizontal, dan *vertical flip* untuk membalik gambar secara vertikal. Melakukan augmentasi citra dapat meningkatkan akurasi model yang dilatih, karena proses ini menyediakan data tambahan yang membantu model dalam melakukan generalisasi dengan lebih baik [20].



Gambar 6. Hasil Augmentasi

4.5. Modeling

```
# Muatkan model dasar EfficientNetV2S dengan beban yang telah dilatih sebelumnya
base_model = EfficientNetV2S(include_top=False, weights='imagenet', input_shape=img_shape, pooling=None)

# Bekukan model dasar untuk mempertahankan beban yang telah dilatih sebelumnya
base_model.trainable = False

# Menentukan arsitektur model
model = Sequential([
    base_model, # EfficientNetV2S yang telah dilatih sebelumnya sebagai model dasar
    GlobalAveragePooling2D(), # Menambahkan lapisan penyatuan rata-rata global
    BatchNormalization(axis=-1, momentum=0.99, epsilon=0.001), # Batch normalization
    Dense(128, kernel_regularizer=regularizers.L2(1e-05),
        activity_regularizer=regularizers.L1(0.006),
        bias_regularizer=regularizers.L1(0.006), activation='relu'), # Dense layer dengan regularisasi
    Dropout(rate=0.5, seed=123), # Dropout for regularization
    Dense(len(train_gen.class_indices), activation='softmax') # Lapisan output dengan aktivasi softmax
])

# Mengkompilasi model
model.compile(
    Adamax(learning_rate=0.001), # Pengoptimal (Optimizer)
    loss='categorical_crossentropy', # Fungsi kerugian (Loss function)
    metrics=['accuracy'] # Evaluation metric (Metrik evaluasi)
)

# Menampilkan ringkasan model
model.summary()
```

Gambar 7. Kode Implementasi Model *EfficientNetV2S*

```
[ ] # Muatkan model dasar ResNet50 dengan beban yang telah dilatih sebelumnya
base_model = tf.keras.applications.ResNet50(
    include_top=False, # Kecualikan lapisan atas yang terhubung sepenuhnya
    weights='imagenet', # Gunakan bobot yang telah dilatih sebelumnya pada ImageNet
    input_shape=(224, 224, 3), # Tentukan bentuk masukan
    pooling=None, # Kita akan mendefinisikan penyatuan secara manual
    classes=1000,
    classifier_activation=None
)

# Bekukan model dasar untuk mempertahankan beban yang telah dilatih sebelumnya
base_model.trainable = False

# Menentukan arsitektur model
model = Sequential([
    base_model, # ResNet50 yang telah dilatih sebelumnya sebagai model dasar
    GlobalAveragePooling2D(), # Menambahkan lapisan penyatuan rata-rata global
    BatchNormalization(axis=-1, momentum=0.99, epsilon=0.001), # Batch normalization
    Dense(128, kernel_regularizer=regularizers.L2(1e-05),
        activity_regularizer=regularizers.L1(0.006),
        bias_regularizer=regularizers.L1(0.006), activation='relu'), # Dense layer dengan regularisasi
    Dropout(rate=0.5, seed=123), # Dropout for regularization
    Dense(len(train_gen.class_indices), activation='softmax') # Lapisan output dengan aktivasi softmax
])

# Mengkompilasi model
model.compile(
    Adamax(learning_rate=0.001), # Pengoptimal (Optimizer)
    loss='categorical_crossentropy', # Fungsi kerugian (Loss function)
    metrics=['accuracy'] # Evaluation metric (Metrik evaluasi)
)

# Menampilkan ringkasan model
model.summary()
```

Gambar 8. Kode Implementasi Model *ResNet50*.

Pada pendekatan *transfer learning*, lapisan ekstraksi fitur menggunakan *EfficientNetV2-S* dan *ResNet50*, sementara lapisan output menggunakan *Fully Connected Layer* untuk mengklasifikasikan gambar. Pada *EfficientNetV2-S*, model dasar dimuat tanpa lapisan klasifikasi, menggunakan bobot pralatih *ImageNet*, dan lapisan tambahan seperti *GlobalAveragePooling2D*, *BatchNormalization*, dan *Dense* dengan *regularisasi L1*, *L2*, serta *Dropout* ditambahkan. Model *ResNet50* dimuat dengan parameter serupa, menggunakan bobot *ImageNet*, dan

lapisan tambahan seperti *GlobalAveragePooling2D*, *BatchNormalization*, *Dense* dengan 128 neuron, serta *Dropout* juga diterapkan untuk mencegah *overfitting*. Kedua model dikompilasi dengan optimizer *Adamax*, fungsi kerugian *categorical_crossentropy*, dan metrik akurasi.

4.6. Pelatihan Model

Pelatihan model adalah tahap di mana algoritma *machine learning* digunakan pada dataset untuk menemukan pola dan hubungan yang ada dalam data. Proses ini melibatkan pembagian data menjadi beberapa bagian, termasuk set pelatihan yang berfungsi untuk melatih model dan set validasi yang digunakan untuk menilai kinerja model.

```
[ ] early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss',
    patience=5,
    restore_best_weights=True,
    mode='min')

batch_size = 32
epochs = 15
history = model.fit(x=train_gen,
    epochs=epochs,
    verbose=1,
    validation_data=valid_gen,
    shuffle=False,
    callbacks=[early_stopping])
```

Gambar 9. Pelatihan Model

4.7. Evaluasi Model Arsitektur *EfficientNetV2S*

Dari ke -3 gambar dapat disimpulkan bahwa hasil dari klasifikasi penyakit daun mangga dengan jumlah 8 kelas menggunakan algoritma CNN *EfficientNetV2-S* mendapatkan hasil *akurasi*, *precision*, *recall* dan *f1-score* sebesar untuk pembagian (70:30) sebesar 99%, pembagian (80:20) sebesar 99%, dan pembagian (90:10) sebesar 100%.

	precision	recall	f1-score	support
Anthraco nose	0.98	0.97	0.98	65
Bacterial Canker	1.00	0.99	0.99	83
Cutting Weevil	1.00	1.00	1.00	74
Die Back	0.99	1.00	0.99	79
Gall Midge	0.96	0.99	0.97	77
Healthy	1.00	0.99	0.99	73
Powdery Mildew	0.97	0.99	0.98	75
Sooty Mould	0.99	0.97	0.98	74
accuracy			0.99	600
macro avg	0.99	0.99	0.99	600
weighted avg	0.99	0.99	0.99	600

Gambar 10. Hasil Klasifikasi (70:30)

	precision	recall	f1-score	support
Anthraco nose	1.00	0.97	0.99	35
Bacterial Canker	1.00	1.00	1.00	57
Cutting Weevil	1.00	1.00	1.00	51
Die Back	1.00	1.00	1.00	50
Gall Midge	0.98	1.00	0.99	53
Healthy	1.00	1.00	1.00	58
Powdery Mildew	1.00	0.98	0.99	47
Sooty Mould	0.98	1.00	0.99	49
accuracy			0.99	400
macro avg	1.00	0.99	0.99	400
weighted avg	1.00	0.99	0.99	400

Gambar 11. Hasil Klasifikasi (80:20)

	precision	recall	f1-score	support
Anthrachnose	1.00	1.00	1.00	22
Bacterial Canker	1.00	1.00	1.00	35
Cutting Weevil	1.00	1.00	1.00	26
Die Back	1.00	1.00	1.00	21
Gall Midge	1.00	1.00	1.00	27
Healthy	1.00	1.00	1.00	23
Powdery Mildew	1.00	1.00	1.00	18
Sooty Mould	1.00	1.00	1.00	28
accuracy			1.00	200
macro avg	1.00	1.00	1.00	200
weighted avg	1.00	1.00	1.00	200

Gambar 12. Hasil Klasifikasi (90:10)

4.8. Evaluasi Model Arsitektur ResNet50

Dari ke -3 gambar dapat disimpulkan bahwa hasil dari klasifikasi penyakit daun mangga dengan jumlah 8 kelas menggunakan algoritma CNN *ResNet50* mendapatkan hasil *akurasi*, *precision*, *recall* dan *f1-score* sebesar untuk pembagian (70:30) sebesar 100%, pembagian (80:20) sebesar 99%, dan pembagian (90:10) sebesar 99%.

	precision	recall	f1-score	support
Anthrachnose	1.00	1.00	1.00	65
Bacterial Canker	1.00	1.00	1.00	83
Cutting Weevil	1.00	1.00	1.00	74
Die Back	1.00	1.00	1.00	79
Gall Midge	1.00	1.00	1.00	74
Healthy	0.99	1.00	0.99	73
Powdery Mildew	1.00	0.99	0.99	75
Sooty Mould	0.99	0.99	0.99	77
accuracy			1.00	600
macro avg	1.00	1.00	1.00	600
weighted avg	1.00	1.00	1.00	600

Gambar 13. Hasil Klasifikasi (70:30)

	precision	recall	f1-score	support
Anthrachnose	1.00	0.97	0.99	35
Bacterial Canker	1.00	1.00	1.00	57
Cutting Weevil	1.00	1.00	1.00	51
Die Back	1.00	1.00	1.00	50
Gall Midge	1.00	1.00	1.00	53
Healthy	0.98	1.00	0.99	58
Powdery Mildew	1.00	0.98	0.99	47
Sooty Mould	0.98	1.00	0.99	49
accuracy			0.99	400
macro avg	1.00	0.99	0.99	400
weighted avg	1.00	0.99	0.99	400

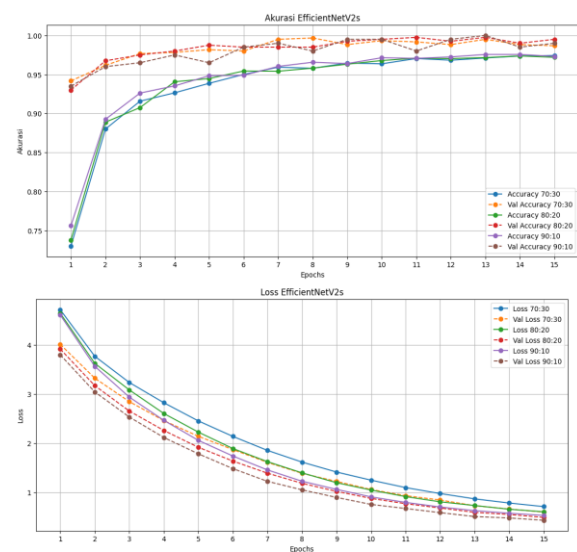
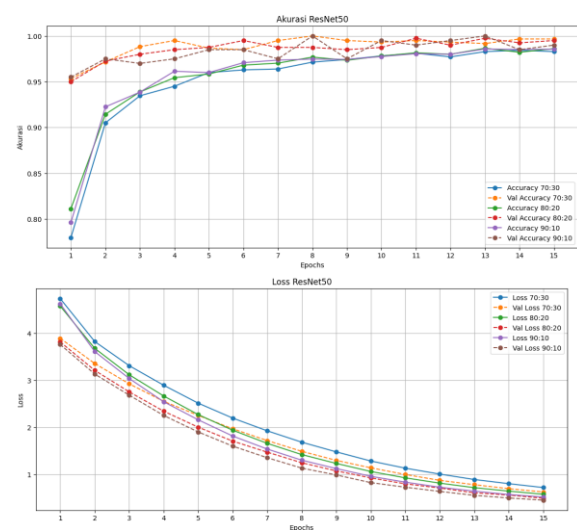
Gambar 14. Hasil Klasifikasi (80:20)

	precision	recall	f1-score	support
Anthrachnose	1.00	1.00	1.00	22
Bacterial Canker	1.00	0.97	0.99	35
Cutting Weevil	1.00	1.00	1.00	26
Die Back	1.00	1.00	1.00	21
Gall Midge	1.00	1.00	1.00	27
Healthy	1.00	1.00	1.00	23
Powdery Mildew	1.00	1.00	1.00	18
Sooty Mould	0.97	1.00	0.98	28
accuracy			0.99	200
macro avg	1.00	1.00	1.00	200
weighted avg	1.00	0.99	1.00	200

Gambar 15. Hasil Klasifikasi (90:10)

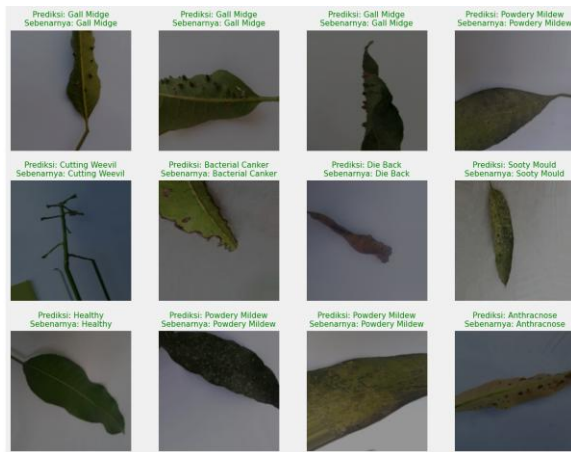
4.9. Penilaian

Arsitektur CNN, yaitu *EfficientNetV2-S* dan *ResNet50*, digunakan untuk klasifikasi penyakit daun mangga. Grafik menunjukkan perbandingan akurasi dan loss selama 15 *epoch* pelatihan. Model dengan rasio data 90:10 menunjukkan akurasi terbaik, dengan peningkatan yang signifikan pada semua rasio pembagian data. *Loss* juga menurun konsisten, menandakan kedua model mampu belajar dengan baik. Hasil akurasi menunjukkan bahwa *EfficientNetV2-S* unggul dalam generalisasi data pada rasio pelatihan besar (90:10), sementara *ResNet50* lebih stabil pada rasio lebih kecil (70:30). Rasio 80:20 memberikan keseimbangan terbaik dengan hasil tinggi tanpa *overfitting*. *EfficientNetV2-S* lebih direkomendasikan untuk data pelatihan besar, sedangkan *ResNet50* cocok untuk dataset lebih kecil.

Gambar 16. Grafik Model Accuracy dan Loss pada *EfficientNetV2-S*Gambar 17. Grafik Model Accuracy dan Loss pada *ResNet50*

4.10. Sistem Inferensi

Sistem inferensi dalam klasifikasi gambar penyakit daun mangga adalah proses di mana model yang telah dilatih menerapkan algoritma untuk menganalisis dan mengidentifikasi penyakit yang terdapat pada daun mangga berdasarkan gambar yang diunggah.



Gambar 18. Hasil Inferensi

4.11. Implementasi

Hasil Proses implementasi dimulai dari pengkodean hingga menghasilkan sebuah *website* yang menggunakan *Framework Flask*, sebuah *microframework* untuk aplikasi web dengan *Python*. Situs ini dirancang untuk mengidentifikasi jenis penyakit pada daun mangga, menggunakan *CNN* dengan arsitektur *EfficientNetV2-S* dan *ResNet50*. *Flowchart* berikut menggambarkan tahapan klasifikasi pada daun mangga.



Gambar 19. Flowchart Web Klasifikasi

Hasil klasifikasi kemudian dibandingkan dengan label asli untuk mengukur akurasi sistem. *Website* ini terdiri dari : Halaman Utama (*Index/Home*), Halaman Klasifikasi (*Classify*), dan Halaman Hasil (*Result*) dan pada halaman hasil dapat mengklik tombol kembali klasifikasi untuk mengklasifikasi gambar citra yang lain.

Halaman *Index* merupakan halaman awal dari aplikasi *web*. Yang menampilkan tulisan “Selamat Datang” dan “Mulai Klasifikasi” dengan mengklik “Mulai Klasifikasi” maka akan dibawa ke halaman klasifikasinya untuk mengupload citra gambar.



Gambar 20. Halaman Home/Index

Pada halaman klasifikasi (*classify*) ini terdapat menu untuk mengunggah gambar yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Gambar input bisa dalam format seperti "jpg", "png", "JPEG" dan format gambar lainnya.



Gambar 21. Halaman Classify (Klasifikasi)

Pada halaman hasil (*result*) ini menampilkan hasil dari klasifikasi citra gambar yang sudah diinput. Dari hasil klasifikasi akan menampilkan sebuah citra input gambar, prediksi label citra, dan juga nama arsitekturnya yang dipakai yaitu ada 2 arsitektur (*EfficientNetV2S* dan *ResNet50*). Dan pada bawah hasil prediksi terdapat tombol untuk kembali ke halaman klasifikasi untuk memulai klasifikasi lain.

Contoh hasil klasifikasi deteksi jenis penyakit daun mangga yang menunjukkan deteksi gambar jenis daun healthy (sehat) dan sistem menjawab dengan benar dengan hasil dari (*arsitektur, prediction & confidence*).



Gambar 22. Halaman Hasil Klasifikasi

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode yang digunakan berhasil mengklasifikasi citra daun mangga dengan tingkat akurasi yang baik. Dan dapat mendeteksi jenis penyakit daun mangga melalui hasil jepretan gambar kamera.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pembuatan dan pelatihan model pada dataset penyakit daun mangga menggunakan arsitektur *EfficientNetV2-S* dan *ResNet50*, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil mengklasifikasikan penyakit daun mangga ke dalam kategori yang telah ditentukan dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dari tiga skenario pembagian data (70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%), skenario 80%:20% memberikan hasil terbaik, dengan akurasi dan metrik lainnya mencapai nilai optimal. Pengujian menggunakan *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan Akurasi menunjukkan bahwa kedua arsitektur, *EfficientNetV2-S* dan *ResNet50*, memberikan hasil yang memuaskan. Aplikasi *web* yang dihasilkan mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi tinggi, menjadikannya alat yang berguna untuk petani dan peneliti dalam mendiagnosis penyakit daun mangga secara cepat dan akurat, serta meningkatkan produktivitas pertanian. Namun, penelitian ini masih memiliki beberapa kekurangan dan ruang untuk pengembangan. Oleh karena itu, disarankan untuk memperbanyak dataset, meningkatkan desain *website* dari segi visual serta menambahkan fitur-fitur yang lebih memudahkan penggunaan oleh petani, dan mengembangkan penelitian ini menjadi aplikasi *mobile* yang dapat diakses melalui *smartphone*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Ayu, V. Dwi, and A. E. Minarno, "Pendiagnosa Daun Mangga Dengan Model Convolutional Neural Network," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 6, no. 2, p. 230, 2021, doi: 10.24114/cess.v6i2.22857.
- [2] J. N. S. Sulaiman, Nurhayati, "SISTEM PAKAR MENDIAGNOSA PENYAKIT TANAMAN MANGGA ARUMANIS DENGAN METODE CERTAINTY FACTOR," *J. Tek.*, vol. 1, no. 2, pp. 61–71, 2021, doi: <https://doi.org/10.54314/teknisi.v1i2.660>.
- [3] B. P. Statistik, "Produksi Tanaman Buah-buahan, 2021-2023," Badan Pusat Statistik. Accessed: Jan. 13, 2025. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NjIjMg==/produksi-tanaman-buah-buahan.html>
- [4] S. Solikin, "Deteksi Penyakit Pada Tanaman Mangga Dengan Citra Digital: Tinjauan Literatur Sistematis (SLR)," *Bina Insa. Ict J.*, vol. 7, no. 1, p. 63, 2020, doi: 10.51211/biict.v7i1.1336.
- [5] E. Rasmikayati, L. Trimo, and B. R. Saefudin, "Perubahan Iklim: Dampaknya Terhadap Produktivitas Mangga Di Kabupaten Cirebon Dan Strategi Penangulanganya Oleh Petani," *Mimb. Agribisnis J. Pemikir. Masy. Ilm. Berwawasan Agribisnis*, vol. 9, no. 2, p. 3490, 2023, doi: 10.25157/ma.v9i2.11152.
- [6] A. Shah, "Mango Leaf Disease Dataset," Kaggle.com. Accessed: Nov. 03, 2023. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/aryashah2k/mango-leaf-disease-dataset/data>
- [7] R. Yohannes and M. E. Al Rivan, "Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM," *J. Algoritm.*, vol. 2, no. 2, pp. 133–144, 2022, doi: 10.35957/algoritme.v2i2.2363.
- [8] S. Suprihanto, I. Awaludin, M. Fadhil, and M. A. Z. Zulfikar, "Analisis Kinerja ResNet-50 dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta," *J. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 116–122, 2022, doi: 10.31294/inf.v9i1.13049.
- [9] M. A. Wakili *et al.*, "Classification of Breast Cancer Histopathological Images Using DenseNet and Transfer Learning," *Proc. Int. Jt. Conf. Comput. Vision, Imaging Comput. Graph. Theory Appl.*, vol. 4, pp. 1–31, 2022, doi: <https://doi.org/10.1155/2022/8904768>.
- [10] J. Ahmad, H. Farman, and Z. Jan, *Deep Learning Methods and Applications*, vol. 7, no. 3–4. Now Foundations and Trends, 2013. doi: 10.1007/978-981-13-3459-7_3.
- [11] I. R. Ramadhani, A. Nilogiri, and A. Qurrota, "Klasifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Smart Teknol.*, vol. 3, no. 3, pp. 249–260, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.unmuhjembar.ac.id/index.php/JST>
- [12] M. Agarwal, A. Singh, S. Arjaria, A. Sinha, and S. Gupta, "ToLeD: Tomato Leaf Disease Detection using Convolution Neural Network," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 167, no. 2019, pp. 293–301, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.03.225.
- [13] R. Adenia, A. E. Minarno, and Y. Azhar, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Ekstraksi Fitur Citra Daun Dalam Kasus Deteksi Penyakit Pada Tanaman Mangga Menggunakan Random Forest," *Repositor*, vol. 4, no. 4, pp. 473–482, 2022.
- [14] R. Saleem, J. H. Shah, M. Sharif, M. Yasmin, H. S. Yong, and J. Cha, "Mango leaf disease recognition and classification using novel segmentation and vein pattern technique," *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 24, 2021, doi: 10.3390/app112411901.
- [15] C. Chandrashekar, K. P. Vijayakumar, K. Pradeep, and A. Balasundaram, "MDCN: Modified Dense Convolution Network Based Disease Classification in Mango Leaves," *Comput. Mater. Contin.*, vol. 78, no. 2, pp. 2511–2533, 2024, doi: 10.32604/cmc.2024.047697.
- [16] M. A. Ikhsanudin, E. Setyati, and H. Junaedi, "Deteksi Tingkat Kemanisan Buah Semangka

- (Citrullus Lanatus) Berdasarkan Ciri Kulit Buah Dengan Menggunakan Metode Cnn (Convolutional Neural Network),” *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.,* vol. 8, no. 4, pp. 1501–1513, 2023, doi: 10.29100/jupi.v8i4.4118.
- [17] U. Kulsum and A. Cherid, “Penerapan Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Tanaman Menggunakan ResNet50,” *Simkom*, vol. 8, no. 2, pp. 221–228, 2023, doi: 10.51717/simkom.v8i2.191.
- [18] D. P. Sidik, F. Utaminingrum, and L. Muflikhah, “Penggunaan Variasi Model pada Arsitektur EfficientNetV2 untuk Prediksi Sel Kanker Serviks,” ... *Teknol. Inf. dan Ilmu ...*, vol. 7, no. 5, pp. 2116–2121, 2023, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/12656>
- [19] A. Agustina, F. Yanto, E. Budianita, I. Iskandar, and F. Syafria, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Cnn Arsitektur Densenet-121 Dan Augmentasi Data,” *J. Inf. Syst. Informatics Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 124–134, 2024, doi: doi.org/10.35145/joisie.v8i1.4256.
- [20] K. H. Mahmud, Adiwijaya, and S. Al Faraby, “Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network Studi Terkait Residual Neural Network,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 2127–2136, 2019.
- [21] G. D. Nursyafitri, “Apa Itu Machine Learning Model?,” DQLab. Accessed: Jan. 16, 2025. [Online]. Available: <https://dqlab.id/apa-itu-machine-learning-model>
- [22] A. Asriyanik, “Klasifikasi Jenis Fauna Dengan Menggunakan Transfer Learning Googlenet,” *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 46–51, 2024, doi: 10.31294/jki.v12i1.22997.