

PENGELOMPOKAN JENIS POHON MANGGA BERDASARKAN BENTUK DAN TEKSTUR DAUN DENGAN MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Julia ¹, Wahyu Fuadi ^{2*}, Safwandi ³

¹ Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Indormatika, Fakultas Teknik, Universitas Malikussaleh, Aceh, Indonesia

² Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Indormatika, Fakultas Teknik, Universitas Malikussaleh, Aceh, Indonesia

³ Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Indormatika, Fakultas Teknik, Universitas Malikussaleh, Aceh, Indonesia

*Penulis Korespondensi: Julia.190170013@mhs.unimal.ac.id ¹ wahyu.fuadi@unimal.ac.id ²
safwandi@unimal.ac.id ³

Abstract. *This study aims to develop a classification system for six types of mango trees based on the shape and texture of their leaves using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm. The types of mango trees classified include Ambacang, Apel, Golek, Kweni, Madu, and Manalagi mangoes. Each type has distinctive visual characteristics in its leaves, so it can be used as a distinguishing feature in the classification process. The dataset used consists of 600 labeled mango leaf images, with each class consisting of 100 images. The preprocessing process is carried out through image resizing, pixel normalization, and generator creation for data classification preparation. The CNN architecture used uses MobileNetV2 as the base model with the addition of a classification layer. This research dataset is divided into three parts, namely 80% training data, 10% validation data, and 10% testing data by applying a stratified sampling method to maintain the proportion of data in each class. The model training process is carried out for 20 epochs using the Adam optimizer and the categorical crossentropy loss function. Model performance was evaluated by measuring accuracy, precision, recall, and F1-score values against the test data. The test results showed that the model achieved an accuracy value of 93.3%, with a precision value of 93.5%, a recall value of 93.3%, and an F1-score of 93.36%. These results indicate that the developed CNN model is capable of classifying mango leaf types with high accuracy and can be used to support mango tree species identification through leaf images*

Keywords: *Convolutional Neural Network (CNN); Mango Leaves; Classification; MobileNetV2; Teksture*

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi enam jenis pohon mangga berdasarkan bentuk dan tekstur daunnya menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)*. Jenis pohon mangga yang diklasifikasikan meliputi mangga Ambacang, Apel, Golek, Kweni, Madu, dan Manalagi. Setiap jenis memiliki karakteristik visual khas pada daunnya, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai fitur pembeda dalam proses klasifikasi. Dataset yang digunakan terdiri dari 600 gambar daun mangga yang telah diberi label, dengan masing-masing kelas berjumlah 100 gambar. Proses *preprocessing* dilakukan melalui *resize* citra, *normalisasi piksel*, dan pembuatan generator untuk persiapan klasifikasi data. Arsitektur CNN yang digunakan memakai MobileNetV2 sebagai model dasar dengan penambahan lapisan klasifikasi. Dataset penelitian ini dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data pelatihan sebesar 80%, data validasi 10%, dan data pengujian 10% dengan menerapkan metode *stratified sampling* guna menjaga proporsi data pada setiap kelas. Proses pelatihan model dilakukan selama 20 *epoch* menggunakan *optimizer Adam* dan fungsi *loss categorical crossentropy*. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan mengukur nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* terhadap data uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh nilai akurasi sebesar 91,7%, dengan nilai presisi sebesar 93,3%, *recall* sebesar 91,7%, dan *F1-score* sebesar 92,0%. Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan jenis daun mangga dengan akurasi tinggi dan dapat digunakan untuk mendukung identifikasi jenis pohon mangga melalui citra daun.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network (CNN); Daun Mangga; Klasifikasi; MobileNetV2; Tekstur*

1. LATAR BELAKANG

Kemajuan teknologi komputasi telah mengalami perkembangan yang sangat pesat sejak kemunculannya di tahun 1940-an. Pada awalnya, komputer hanya digunakan untuk menyelesaikan perhitungan sederhana, namun kini telah berkembang menjadi sistem yang mampu menangani permasalahan kompleks dengan menggunakan algoritma canggih dan proses rekursif. Salah satu inovasi paling signifikan adalah kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) yang memungkinkan komputer meniru cara berpikir manusia dalam menyelesaikan masalah. Teknologi ini kini telah diterapkan secara luas dalam berbagai aspek kehidupan masyarakat, termasuk di bidang pertanian dan hortikultura (Zulkifli, 2021).

Mangga merupakan salah satu buah tropis yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan banyak dibudidayakan di Indonesia. Sebagai tanaman yang berasal dari kawasan Asia Selatan, mangga telah menjadi komoditas penting dengan lebih dari 100 varietas yang berbeda. Buah ini tidak hanya dikenal karena cita rasanya yang manis dan menyegarkan, tetapi juga memiliki berbagai manfaat kesehatan karena kandungan vitamin A, C, E, serta folat, vitamin B6, zat besi, dan kalsium yang tinggi. Kandungan fitokimia dalam mangga juga memberikan manfaat sebagai sumber antioksidan alami yang dapat membantu mencegah berbagai penyakit serius (Putri & Fahlevi, 2022).

Di Indonesia, mangga merupakan tanaman yang mudah tumbuh dan memiliki beragam rasa buah, sehingga sangat digemari masyarakat. Saat ini, mangga bahkan banyak ditanam di pekarangan rumah sebagai tanaman buah keluarga. Namun, identifikasi jenis mangga yang tepat masih menjadi permasalahan bagi banyak petani dan masyarakat umum. Kesalahan dalam memilih jenis mangga sering terjadi karena masyarakat lebih mengandalkan ciri-ciri buah untuk membedakannya, padahal tanaman mangga membutuhkan waktu 4 hingga 6 tahun untuk berbuah sejak masa pembibitan. Akibatnya, setelah pohon tumbuh besar dan berbuah, jenis mangga yang dihasilkan sering kali tidak sesuai dengan harapan.

Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi jenis mangga adalah dengan mengamati bentuk dan tekstur daunnya. Daun merupakan bagian penting dari tumbuhan yang memiliki karakteristik unik pada setiap jenis tanaman. Struktur tulang daun dapat menjadi salah satu fitur pembeda yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi tanaman karena setiap jenis memiliki pola yang khas. Besarnya variasi dalam bentuk, ukuran, dan warna daun mangga mencerminkan luasnya keragaman genetik yang dimiliki tanaman ini. Untuk mengklasifikasikan bentuk daun secara otomatis, diperlukan proses ekstraksi fitur yang bertujuan untuk mengambil ciri-ciri khusus dari data citra. Pada citra digital, fitur yang dimaksud biasanya berupa susunan piksel dalam bentuk matriks. Ekstraksi fitur merupakan bagian dari pra-pemrosesan citra yang berperan penting dalam meningkatkan ketepatan pengenalan objek (Safwandi & Maulida, 2015). Beberapa tahapan dalam proses ini mencakup penyesuaian ukuran citra agar piksel yang dibandingkan memiliki ukuran yang konsisten, serta penerapan teknik *preprocessing* untuk menormalkan nilai piksel dan mengurangi noise dalam citra.

Klasifikasi adalah metode untuk mengelompokkan data secara sistematis berdasarkan aturan yang ditetapkan. Proses ini juga berarti menempatkan data atau objek baru ke dalam kelas tertentu berdasarkan variabel yang diamati, sehingga dapat memprediksi kategori objek yang belum diketahui (Sadli et al., 2018). Penelitian terdahulu mengenai klasifikasi daun telah dilakukan menggunakan berbagai metode. Safwandi dan Maulida melakukan klasifikasi bentuk daun menggunakan metode Kohonen dengan tingkat keberhasilan rata-rata 65% sampai 78% untuk empat jenis

bentuk daun (Safwandi & Maulida, 2015). Hakiky et al. menggunakan metode *Backpropagation* untuk mengklasifikasikan empat jenis daun mangga dengan akurasi tertinggi 95% (Hakiky et al., 2021). Sumari menerapkan metode K-Nearest Neighbor (KNN) yang digabungkan dengan Fusi Informasi untuk klasifikasi empat jenis daun mangga dengan akurasi tertinggi 70% (Sumari, 2021).

Perkembangan teknologi *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), telah menunjukkan performa yang sangat baik dalam bidang computer vision dan pengolahan citra. CNN merupakan salah satu implementasi dari *deep learning* yang menggunakan arsitektur mendalam dengan beberapa lapisan pemrosesan *nonlinier* (Muhammad Haris Diponegoro et al., 2021). Metode ini telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi klasifikasi citra, termasuk identifikasi tanaman berdasarkan citra daun.

Deep learning dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki kemampuan untuk mempelajari fitur citra secara otomatis melalui beberapa lapisan pemrosesan. Pada identifikasi tumbuhan berdasarkan citra daun, CNN dapat mengenali pola dan karakteristik daun tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur secara manual. Melalui kombinasi *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*, CNN mampu mengolah informasi citra secara bertahap sehingga dapat digunakan untuk mengklasifikasikan berbagai jenis tumbuhan berdasarkan karakteristik daunnya (Ilahiyah & Nilogiri, 2018).

Convolutional Neural Network (CNN) tidak hanya digunakan untuk klasifikasi jenis tanaman, tetapi juga dapat diterapkan untuk identifikasi hama dan penyakit pada daun tanaman. Melalui proses pembelajaran citra, CNN mampu mengenali pola visual pada daun dan mengklasifikasikannya ke dalam beberapa kategori kondisi, seperti daun sehat maupun daun yang terserang hama atau penyakit. Kemampuan CNN dalam melakukan ekstraksi fitur secara otomatis menjadikannya efektif untuk membantu proses identifikasi kondisi tanaman berdasarkan citra daun (Irfansyah et al., 2021).

Kemajuan dalam arsitektur CNN juga memungkinkan aplikasi *multi-class classification* dengan tingkat akurasi tinggi. Mengimplementasikan teknik *transfer learning* dengan *fine-tuning* pada layer akhir untuk mengoptimalkan performa klasifikasi penyakit tanaman. Penelitian mereka menunjukkan bahwa penggunaan data *augmentation techniques* seperti *rotation*, *flipping*, dan *scaling* dapat secara signifikan meningkatkan kemampuan generalisasi model, terutama ketika berhadapan dengan dataset yang relatif kecil (Septian et al., 2020).

Pengembangan arsitektur CNN yang lebih dalam seperti VGG telah membuka peluang untuk menangani dataset skala besar dengan tingkat kompleksitas yang tinggi. Arsitektur VGG-16 yang telah diadaptasi mampu menangani variabilitas *inter-class* dan *intra-class* yang tinggi pada dataset daun tanaman. Penelitian mereka membuktikan bahwa penggunaan *dropout layers* dan *batch normalization* dapat mencegah *overfitting* sekaligus mempercepat konvergensi selama proses *training*, meskipun membutuhkan *computational resources* yang lebih besar (Ramadhani et al., 2022).

CNN memiliki keunggulan dalam pemrosesan citra karena mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected layer*. Arsitektur CNN terdiri dari dua tahap utama yaitu *feature learning* dan *classification*, di mana setiap bagian memiliki proses *feed-forward* dan *backpropagation* (Achmad et al., 2019). Pada tahap *feature learning* terdapat *convolutional layer*, *ReLU* (fungsi aktivasi), dan *pooling layer*, sedangkan pada tahap *classification* terdapat *flatten*, *fully-connected layer*, dan prediksi.

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur CNN yang efisien dan telah terbukti memberikan performa yang baik untuk aplikasi mobile dan *embedded systems*. Arsitektur ini menggunakan *depthwise separable convolutions* yang mengurangi kompleksitas komputasi tanpa mengorbankan akurasi (Howard & Wang, 2012). Penggunaan *MobileNetV2* sebagai base model dengan penambahan lapisan klasifikasi dapat memberikan solusi yang optimal untuk klasifikasi citra daun mangga.

Evaluasi performa model klasifikasi dapat dilakukan menggunakan *confusion matrix* yang menyediakan visualisasi hasil klasifikasi secara sederhana. Metrik evaluasi yang umum digunakan meliputi akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Akurasi menunjukkan seberapa besar keakuratan data yang dihasilkan model, *presisi* menunjukkan sensitivitas sistem terhadap informasi yang diberikan, *recall* menunjukkan tingkat keberhasilan dalam mengidentifikasi kelas positif, dan *F1-score* merupakan *harmonic mean* dari *presisi* dan *recall* (Azhari et al., 2021). Pengembangan sistem berbasis web untuk implementasi model klasifikasi juga menjadi aspek penting dalam penelitian ini. *Website* merupakan media yang berisi halaman-halaman informasi yang dapat diakses melalui internet secara global (Susilawati et al., 2020). Implementasi model CNN pada *platform web* memungkinkan pengguna untuk mengakses sistem klasifikasi daun mangga secara mudah dan praktis. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi enam jenis pohon mangga (Ambacang, Apel, Golek, Kweni, Madu, dan Manalagi) berdasarkan bentuk dan tekstur daunnya menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *MobileNetV2*. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi identifikasi tanaman otomatis dan membantu masyarakat dalam menentukan jenis pohon mangga yang tepat untuk dibudidayakan.

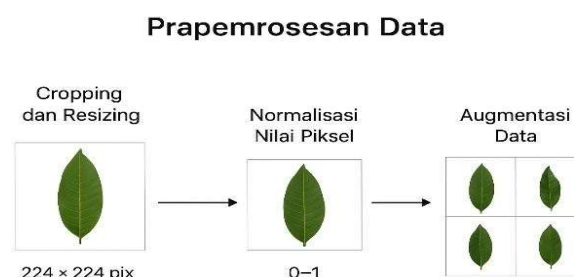
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk mendeteksi jenis penyakit pada daun mangga berdasarkan citra digital. Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi jenis pohon mangga berdasarkan bentuk dan tekstur daun. Tahapan penelitian terdiri dari beberapa langkah sebagai berikut:

A. Data Penelitian

Data berupa citra daun enam jenis mangga (Ambacang, Apel, Golek, Kweni, Madu, dan Manalagi). Total 600 citra dikumpulkan dengan masing-masing kelas berjumlah 100 citra. Data diperoleh melalui pengambilan langsung menggunakan kamera/ *scanner*, kemudian disusun ke dalam dataset terlabel.

B. Prapemrosesan Data



Gambar 1. Alur Prapemrosesan Data Citra Daun Mangga
(Cropping, Normalisasi, dan Augmentasi)

Tahap prapemrosesan data dilakukan untuk memastikan citra daun mangga yang digunakan dalam penelitian memiliki kualitas dan format yang seragam sehingga dapat diproses dengan baik oleh model CNN. Proses ini sangat penting karena citra yang diperoleh dari kamera atau scanner biasanya masih memiliki perbedaan ukuran, pencahayaan, serta kemungkinan terdapat noise yang dapat memengaruhi kinerja model. Adapun tahapan prapemrosesan data adalah sebagai berikut:

1. *Cropping* dan *Resizing*

Gambar daun yang diperoleh dari hasil pengambilan data biasanya memiliki latar belakang yang bervariasi, sehingga dilakukan proses *cropping* untuk memfokuskan area gambar hanya pada objek utama, yaitu daun mangga. Setelah itu, seluruh citra diubah ukurannya (*resizing*) menjadi 224×224 piksel agar konsisten dengan ukuran input yang dibutuhkan oleh arsitektur CNN *MobileNetV2*. Penyeragaman ukuran ini bertujuan untuk mengurangi beban komputasi dan memastikan setiap citra memiliki resolusi yang sama saat diproses oleh jaringan.

2. Normalisasi Nilai Piksel

Setiap piksel dalam gambar digital memiliki nilai intensitas dalam rentang 0–255. Jika langsung digunakan tanpa penyesuaian, perbedaan skala ini dapat menghambat proses pelatihan karena algoritma memerlukan nilai input yang seragam dan stabil. Oleh karena itu, dilakukan normalisasi dengan membagi setiap nilai piksel dengan 255 sehingga semua nilai berada dalam rentang 0–1. Proses normalisasi ini membantu mempercepat proses konvergensi selama pelatihan model, mencegah terjadinya dominasi nilai tertentu, serta membuat hasil prediksi lebih stabil.

3. Augmentasi Data

Jumlah data yang terbatas seringkali menjadi kendala dalam penelitian berbasis deep learning. Untuk mengatasi hal tersebut, dilakukan augmentasi data, yaitu proses memperbanyak variasi citra tanpa harus menambah data baru secara manual. Beberapa teknik augmentasi yang digunakan antara lain:

- Rotasi (*Rotation*): memutar gambar daun dengan sudut tertentu agar model lebih robust terhadap variasi posisi objek.
- *Flipping*: membalik gambar secara horizontal atau vertikal untuk menambah variasi orientasi citra.
- *Zooming*: memperbesar atau memperkecil sebagian area gambar sehingga model dapat mengenali objek meskipun ukurannya bervariasi.
- Perubahan Kontras (*Contrast Adjustment*): mengubah tingkat pencahayaan dan kecerahan gambar agar model tetap dapat mengenali objek meskipun kondisi pencahayaan berbeda.

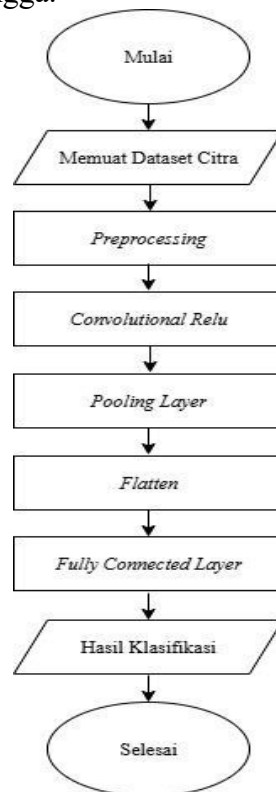
Dengan augmentasi data, model CNN dapat dilatih dengan lebih banyak variasi gambar sehingga mampu meningkatkan kemampuan generalisasi dan mengurangi risiko *overfitting*. Secara keseluruhan, tahapan prapemrosesan ini memastikan bahwa dataset citra daun mangga siap digunakan untuk tahap pelatihan model, dengan data yang bersih, seragam, dan bervariasi.

C. Pembagian Data

Dataset dibagi dengan proporsi 80% untuk data latih, 10% untuk data validasi, dan 10% untuk data uji. Pembagian dilakukan secara stratified untuk menjaga distribusi tiap kelas.

D. Arsitektur Model

Model CNN yang digunakan dalam penelitian ini menerapkan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *feature extractor*. *MobileNetV2* dipilih karena mampu mengekstraksi ciri-ciri penting dari citra daun dengan efisiensi komputasi yang baik. Hasil ekstraksi fitur kemudian diproses melalui lapisan *GlobalAveragePooling2D* untuk mereduksi dimensi data sekaligus mencegah *overfitting*. Selanjutnya, data tersebut diteruskan ke *fully connected layer* yang berfungsi menggabungkan informasi fitur sebelum menuju ke *output layer*. Pada tahap akhir, digunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan nilai probabilitas setiap kelas sehingga citra daun dapat diklasifikasikan sesuai jenis mangga.



Gambar 2. Skema Algoritma CNN

Arsitektur model CNN yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2. Skema tersebut menunjukkan alur kerja *MobileNetV2* sebagai *feature extractor*, dilanjutkan dengan *GlobalAveragePooling2D*, *fully connected layer*, hingga *output layer* dengan fungsi aktivasi *softmax*.

E. Pelatihan Model

Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* karena mampu menyesuaikan *learning rate* secara adaptif sehingga mempercepat konvergensi. Proses pelatihan dilakukan dengan *batch size* 16 dan 20 epoch, di mana setiap epoch merepresentasikan satu putaran penuh pada seluruh data latih. Fungsi loss yang digunakan adalah *categorical cross-entropy* karena penelitian ini melibatkan klasifikasi multi-kelas. Selama pelatihan, performa model juga dipantau melalui data validasi untuk memastikan model tidak mengalami *overfitting*.

F. Evaluasi Model

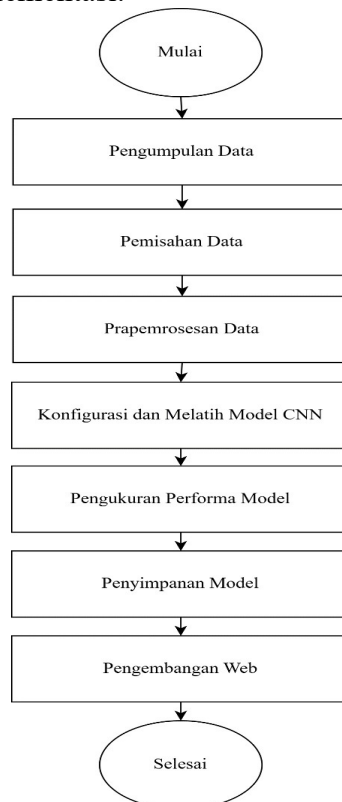
Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik utama, yaitu akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Akurasi digunakan untuk mengukur tingkat

ketepatan keseluruhan prediksi model. *Precision* menggambarkan tingkat ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas tertentu, sedangkan *recall* menunjukkan kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang benar pada suatu kelas. Sementara itu, *F1-score* digunakan sebagai ukuran keseimbangan antara *precision* dan *recall*, terutama ketika distribusi data antar kelas tidak seimbang. Selain itu, digunakan juga *confusion matrix* untuk melihat distribusi hasil klasifikasi pada tiap kelas daun mangga. *Confusion matrix* memberikan informasi detail mengenai jumlah prediksi benar dan salah pada masing-masing kelas, sehingga dapat diketahui kelas mana yang memiliki tingkat kesalahan tertinggi dan perlu dianalisis lebih lanjut.

G. Implementasi Sistem

Implementasi Sistem Model yang sudah dilatih disimpan dalam format .h5 dan diintegrasikan ke aplikasi berbasis web agar dapat digunakan untuk klasifikasi citra daun mangga secara otomatis.

Sebagai rangkuman, seluruh tahapan penelitian ini dimulai dari pengumpulan data, pemisahan data, prapemrosesan citra, hingga tahap konfigurasi dan pelatihan model CNN. Selanjutnya, dilakukan evaluasi performa model dengan berbagai metrik, kemudian model yang sudah terlatih disimpan dan diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web. Untuk memperjelas alur penelitian yang telah dijelaskan, Gambar 3.2 menampilkan skema sistem klasifikasi daun mangga menggunakan CNN, mulai dari tahap awal hingga proses implementasi.



Gambar 3. Skema Sistem klasifikasi daun mangga menggunakan CNN

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

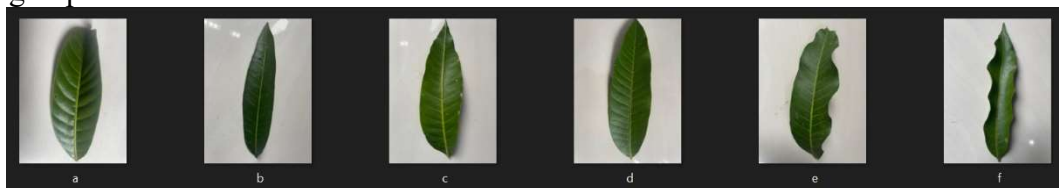
Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan enam jenis pohon mangga (Ambacang, Apel, Golek, Kweni, Madu, dan Manalagi) berdasarkan bentuk dan tekstur daun menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Dataset terdiri dari 600 gambar daun mangga (masing-masing 100 per jenis) yang telah dilabeli.

Proses penelitian meliputi *preprocessing* citra (*resize*, normalisasi, dan *generator*), kemudian data dimasukkan ke dalam model CNN dengan arsitektur konvolusi, pooling, dan *fully connected layer*. Data dibagi menjadi 90% latih dan 10% uji. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menilai efektivitas CNN dalam mengenali pola daun dan mengklasifikasikan jenis pohon mangga secara otomatis dan akurat.

A. Pembuatan Model Klasifikasi

Dalam penelitian ini, penulis merancang dan mengimplementasikan model dengan pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dikembangkan melalui penyesuaian berbagai komponen arsitektur CNN. Penyesuaian ini mencakup kustomisasi pada atribut-atribut utama CNN serta elemen pendukung lainnya, seperti proses pra-pemrosesan dan penskalaan citra guna memperoleh konfigurasi arsitektur yang optimal.

a. Pengumpulan Data



Gambar 4. Sampel Dataset Daun Mangga

Gambar 4. merupakan citra 6 jenis daun mangga yang akan digunakan untuk data latih. (a) Mangga Ambacang, (b) Mangga Apel, (c) Mangga Golek, (d) Mangga Kweni, (e) Mangga Madu, (f) Mangga Manalagi. Proses pelabelan akan diterapkan pada gambar-gambar tersebut dan disusun dalam folder yang sesuai dengan kelas masing-masing, yang berjumlah 6 kelas.

b. Pemisahan Data

Dataset kemudian dibagi menjadi tiga bagian: 80% digunakan untuk pelatihan model, 10% digunakan untuk data validasi, dan 10% digunakan untuk pengujian. Pemisahan ini dilakukan untuk memastikan bahwa performa model dapat dievaluasi secara objektif.

TABEL I RINCIAN JUMLAH DATA

Jenis Daun Mangga	Data Latih (80%)	Data Validasi (10%)	Data Uji (10%)
Mangga Apel	80	10	10
Mangga Ambacang	80	10	10
Mangga Golek	80	10	10
Mangga Kweni	80	10	10
Mangga Madu	80	10	10
Mangga Manalagi	80	10	10
Total	480	60	60

c. Evaluasi Model

Setelah model selesai dilatih, dilakukan pengujian klasifikasi pada data uji untuk melihat kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar daun mangga. Proses evaluasi dilakukan dengan menggunakan data uji yang sebelumnya tidak pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan, sehingga dapat memberikan gambaran yang objektif

**PENGELOMPOKAN JENIS POHON MANGGA BERDASARKAN BENTUK DAN TEKSTUR
DAUN DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

mengenai kemampuan generalisasi model. Evaluasi ini menggunakan metrik umum dalam klasifikasi, yaitu ketepatan, presisi, recall, dan skor-f1. Hasil evaluasi ditampilkan pada Gambar 5 dan dirangkum dalam tabel berikut ini.

	precision	recall	f1-score	support
Ambacang	1.00	0.90	0.95	10
Apel	0.77	1.00	0.87	10
Golek	1.00	0.80	0.89	10
Kweni	0.83	1.00	0.91	10
Madu	1.00	0.90	0.95	10
Manalagi	1.00	0.90	0.95	10
accuracy			0.92	60
macro avg	0.93	0.92	0.92	60
weighted avg	0.93	0.92	0.92	60

Gambar 5. Evaluasi Model
TABEL II EVALUASI PER KELAS

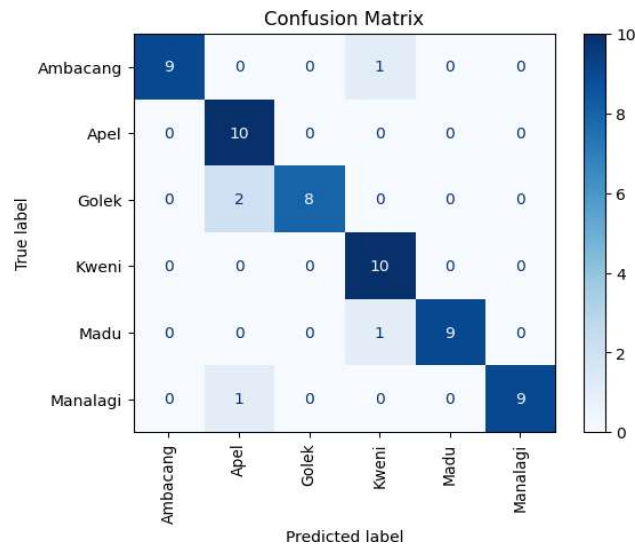
Jenis Mangga	Akurasi	Presisi	Recall	F1- score
Mangga Ambacang	0.90	1.00	0.90	0.95
Mangga Apel	1.00	0.77	1.00	0.87
Mangga Golek	0.80	1.00	0.80	0.89
Mangga Kweni	1.00	0.83	1.00	0.91
Mangga Madu	0.90	1.00	0.90	0.95
Mangga Manalagi	0.90	1.00	0.90	0.95
Rata-rata skor	0,917	0,933	0,917	0,920

Berdasarkan hasil evaluasi, model mencapai akurasi sebesar 91,7%, dengan rata-rata presisi 93,3%, *recall* 91,7%, dan *F1-score* 92,0%.

TABEL III HASIL EVALUASI MODEL

Metrik Evaluasi	Skor
Akurasi	91,7%
Presisi	93,3%
<i>Recall</i>	91,7%
<i>F1-score</i>	92,0%

PENGELOMPOKAN JENIS POHON MANGGA BERDASARKAN BENTUK DAN TEKSTUR DAUN DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK



Gambar 6. *Confusion Matrix*

Confusion matrix yang ditampilkan memiliki bentuk 6x6 dan memberikan gambaran tentang bagaimana model mengklasifikasikan setiap kelas. Setiap elemen dalam *matrix* menunjukkan jumlah gambar yang dikategorikan dalam kombinasi label aktual dan prediksi. Struktur *Confusion Matrix*:

- Sumbu-y (vertikal): Mewakili label aktual (*ground truth*)
- Sumbu-x (horizontal): Mewakili label prediksi model
- Elemen *matrix*: Setiap sel menunjukkan jumlah gambar yang dikategorikan dalam kombinasi label aktual dan prediksi tertentu
- Diagonal utama: Menunjukkan prediksi yang benar untuk setiap kelas
- Elemen di luar diagonal: Menunjukkan kesalahan klasifikasi (misklasifikasi)

B. Implementasi Sistem

Proses implementasi sistem ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python yang diintegrasikan ke dalam sebuah aplikasi web menggunakan *framework Flask*. Adapun pengimplementasian sistem tersebut, adalah sebagai berikut.



Gambar 6. Halaman Beranda

Halaman Beranda berisi penjelasan singkat mengenai aplikasi yang dibuat dalam penelitian ini, yaitu pengelompokan jenis pohon manga berdasarkan bentuk dan tekstur daun.

PENGELOMPOKAN JENIS POHON MANGGA BERDASARKAN BENTUK DAN TEKSTUR DAUN DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK



Gambar 7. Halaman Beranda (Lanjutan)

Di bagian atas halaman terdapat menu navigasi yang berisi beberapa menu yaitu klasifikasi, riwayat, kontak dan keluar. Serta halaman navigasi utama yaitu mulai klasifikasi, yang juga dapat digunakan untuk mengakses halaman klasifikasi. Jika digulirkan ke bawah, halaman beranda memuat konten yang berisi penjelasan singkat mengenai tumbuhan manga.



Gambar 8. Halaman Klasifikasi

Halaman klasifikasi berisi menu untuk mengunggah gambar daun mangga, pengguna memilih file gambar yang akan diunggah dari folder lokal, kemudian mengklik tombol lihat hasil. Selanjutnya akan diarahkan ke halaman hasil klasifikasi.



Gambar 9. Halaman Hasil Klasifikasi

Tingkat kepercayaan adalah ukuran atau nilai yang menunjukkan seberapa yakin model pembelajaran mesin terhadap prediksi yang dihasilkannya. Nilai ini biasanya dinyatakan dalam bentuk persentase atau angka desimal antara 0 dan 1. Misalnya:

a. Jika model memprediksi bahwa gambar daun mangga adalah jenis Mangga Ambacang dengan tingkat kepercayaan 0.92, artinya model yakin 92% bahwa gambar tersebut memang merupakan jenis tersebut.

b. Tingkat kepercayaan yang lebih rendah, misalnya 0.55, menunjukkan bahwa model tidak terlalu yakin dan prediksinya bisa saja salah.

PENGELOMPOKAN JENIS POHON MANGGA BERDASARKAN BENTUK DAN TEKSTUR DAUN DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK



No	Gambar	Kelas	Skor Kepercayaan	Waktu Klasifikasi	Aksi
1		Manalagi	96.51%	2025-04-29 19:40	Hapus
2		Kweni	99.95%	2025-04-29 19:39	Hapus

Gambar 10. Halaman Riwayat Klasifikasi

Halaman Riwayat Klasifikasi merupakan fitur yang menampilkan daftar riwayat hasil klasifikasi yang telah dilakukan sebelumnya oleh pengguna. Pada halaman ini, pengguna dapat melihat informasi detail dari setiap proses klasifikasi yang telah dijalankan, sehingga memudahkan dalam melakukan penelusuran atau evaluasi terhadap hasil-hasil tersebut. Riwayat ditampilkan dalam bentuk tabel yang memuat beberapa kolom penting, yaitu:

- Gambar: Menampilkan gambar yang telah diklasifikasikan.
- Kelas: Menunjukkan hasil kelas atau kategori dari proses klasifikasi.
- Tingkat Kepercayaan: Persentase atau skor yang menunjukkan seberapa yakin sistem terhadap hasil klasifikasi tersebut.
- Waktu Klasifikasi: Menampilkan tanggal dan waktu saat klasifikasi dilakukan.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini telah mengeksplorasi dan mengembangkan sistem klasifikasi gambar daun mangga menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Berikut adalah kesimpulan yang dapat ditarik dari penelitian ini:

- Sistem klasifikasi daun mangga dikembangkan menggunakan model CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* yang telah dimodifikasi. Proses dimulai dengan tahapan preprocessing berupa resize citra, normalisasi piksel, dan augmentasi gambar untuk memperkaya variasi data latih. Fitur penting dalam bentuk dan tekstur daun diambil secara otomatis oleh jaringan konvolusional. Dataset terdiri dari enam kelas mangga: Ambacang, Apel, Golek, Kweni, Madu, dan Manalagi, yang masing-masing memiliki 100 gambar. Data dibagi secara proporsional menjadi 80% data latih, 10% validasi, dan 10% data uji.
- Model CNN dilatih selama 20 *epoch* menggunakan fungsi loss categorical crossentropy dan *optimizer Adam*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 91,7%, presisi 93,3%, recall 91,7%, dan F1-score 92,0%. Hasil ini mengindikasikan bahwa sistem mampu mengidentifikasi jenis daun mangga secara efektif dan akurat, sehingga memiliki potensi untuk diterapkan dalam sistem identifikasi otomatis berbasis citra.

DAFTAR REFERENSI

Achmad, Y., Wihandika, R. C., & Dewi, C. (2019). Klasifikasi emosi berdasarkan ciri wajah menggunakan convolutional neural network. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(11), 10595–10604.

- Azhari, M., Situmorang, Z., & Rosnelly, R. (2021). Perbandingan Akurasi, Recall, dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma C4.5, Random Forest, SVM dan Naive Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), 640. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2937>
- Hakiky, R. M., Hikmah, N., & Ariyanti, D. (2021). Klasifikasi Jenis Pohon Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Informatika Upgris*, 6(2). <https://doi.org/10.26877/jiu.v6i2.6645>
- Howard, A. G., & Wang, W. (2012). *Applications*.
- Ilahiyah, S., & Nilogiri, A. (2018). Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network _ Ilahiyah _ JUSTINDO (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia). *JUSTINDO(Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia)*, 3(2), 49–56.
- Irfansyah, D., Mustikasari, M., & Suroso, A. (2021). Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 6(2), 87–92. <https://doi.org/10.30591/jpit.v6i2.2802>
- Muhammad Haris Diponegoro, Sri Suning Kusumawardani, & Indriana Hidayah. (2021). Tinjauan Pustaka Sistematis: Implementasi Metode Deep Learning pada Prediksi Kinerja Murid. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 10(2), 131–138. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v10i2.1417>
- Putri, D. R. D., & Fahlevi, M. R. (2022). Identifikasi Hama Dan Penyakit Buah Mangga Menggunakan Metode Dempster Shafer. *Inosys (Information System) Journal*, 05, 185–195.
- Ramadhani, I. R., Nilogiri, A., & Qurrota, A. (2022). Klasifikasi jenis tumbuhan berdasarkan citra daun menggunakan metode convolutional neural network. *Jurnal Smart Teknologi*, 3(3), 249–260. <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST>
- Sadli, M., Fuadi, W., & Pahendra, I. (2018). *Penerapan Model K-Nearest Neighbors Dalam Klasifikasi Kebutuhan Daya Listrik Untuk masing-masing Daerah di Kota Lhokseumawe*. 5(2).
- Safwandi, & Maulida, Y. (2015). Klasifikasi bentuk daun menggunakan metode kohonen. *Jurnal Penelitian Teknik Informatika*, 7(2). <https://ojs.unimal.ac.id/index.php/techsi/article/view/192>
- Septian, M. R. D., Paliwang, A. A. A., Cahyanti, M., & Swedia, E. R. (2020). Penyakit Tanaman Apel Dari Citra Daun Dengan Convolutional Neural Network. *Sebatik*, 24(2), 207–212. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v24i2.1060>
- Sumari, A. (2021). *Pengenalan Jenis Tanaman Mangga Berdasarkan Bentuk Dan Tekstur Daun Menggunakan Kecerdasan Artifisial K-Nearest the Recognition of the Type of Mango Plant Based on Leaf Shape and Texture Using Artificial Intelligence K-Nearest Neighbor (Knn) and Informa*. 8(4), 777–786. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202184392>
- Susilawati, T., Yuliansyah, F., Romzi, M., & Aryani, R. (2020). Membangun Website Toko Online Pempek Nthree Menggunakan Php Dan Mysql. *Jurnal Teknik Informatika Mahakarya (JTIM)*, 3(1), 35–44.
- Zulkifli, Z. (2021). Sistem Pendeteksi Penyakit Tanaman Padi Berbasis Artificial Intelligence. *Jurnal Tika*, 6(03), 260–269. <https://doi.org/10.51179/tika.v6i03.813>