

Sistem Klasifikasi Penyakit pada Buah Jeruk Menggunakan MobileNetV2

Sephia Ceren¹

¹Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *1sepiaceren03@gmail.com

Abstrak – Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit jeruk menggunakan pendekatan *Convolutional Neural Network (CNN)* berbasis arsitektur *MobileNetV2*. Topik ini dipilih karena penyakit pada buah jeruk dapat menurunkan produktivitas dan kualitas hasil panen, sementara proses identifikasi secara manual memerlukan waktu serta keahlian khusus. Metode penelitian dilakukan dengan memanfaatkan citra jeruk yang telah melalui tahap praproses berupa perubahan ukuran citra dan normalisasi data. Dataset dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20% untuk memastikan kemampuan generalisasi model. Arsitektur *MobileNetV2* digunakan sebagai model utama karena efisien secara komputasi dan memiliki performa yang baik dalam klasifikasi citra. Proses pelatihan dilakukan dengan menyesuaikan bobot model terhadap karakteristik citra penyakit jeruk. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan penyakit jeruk dengan tingkat akurasi yang tinggi dan performa yang stabil pada data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa *CNN MobileNetV2* dan menghasilkan akurasi 96,67%, efektif digunakan sebagai sistem identifikasi penyakit buah jeruk secara otomatis dan dapat membantu pengambilan keputusan secara cepat dan akurat.

Kata Kunci — *CNN, MobileNetV2, Penyakit Buah Jeruk.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi *deep learning* di bidang pengolahan citra mendorong penerapannya pada sektor pertanian, khususnya untuk membantu proses identifikasi penyakit tanaman secara otomatis. Pada komoditas jambu biji, pengamatan penyakit pada daun maupun buah secara manual dapat bersifat subjektif dan memerlukan ketelitian tinggi, sehingga dibutuhkan pendekatan yang lebih konsisten. Penelitian Anam dkk. menunjukkan bahwa *Convolutional Neural Network (CNN)* mampu melakukan klasifikasi penyakit pada daun dan buah jambu dengan performa yang sangat baik; model daun mencapai *validation accuracy* 100% (confusion matrix 100% dari 63 data validasi), sedangkan model buah mencapai akurasi 91,6% dari 84 data validasi[1].

Selain jambu, kentang juga merupakan komoditas bernilai ekonomi tinggi yang rentan terhadap berbagai penyakit daun sehingga deteksi dini menjadi penting untuk menjaga kualitas hasil panen. Namun, volume data citra yang besar membuat metode manual tidak efisien. Gunawan dkk. menerapkan *transfer learning* dengan optimalisasi arsitektur *MobileNetV2* untuk mengklasifikasikan lima kategori kondisi daun kentang, dan memperoleh performa uji yang kuat dengan akurasi 95,31%, presisi 95,81%, recall 95,31%, serta F1-Score 95,38%[2].

Kebutuhan klasifikasi citra juga muncul pada bidang pangan, misalnya pengenalan rempah-rempah lokal Indonesia yang sering terkendala keterbatasan akses ahli dan proses identifikasi yang memakan waktu. Suandana dkk. mengembangkan sistem klasifikasi 16 jenis rempah menggunakan *CNN* dan *MobileNetV2* berbasis PyTorch dengan dataset 5.111 gambar, dan melaporkan akurasi validasi sangat tinggi hingga 99,96% (dengan metrik evaluasi yang mendekati 1)[3].

Pada konteks yang lebih luas, pengenalan objek melalui kamera dapat membantu pengguna dalam aktivitas sehari-hari, termasuk penyandang tunanetra. Prima merancang sistem pendeteksi aneka ragam buah menggunakan *SSD MobileNetV2* dengan TensorFlow untuk mengenali objek buah-buahan pada citra, sehingga pengguna dapat memperoleh bantuan identifikasi buah secara lebih praktis melalui sistem deteksi berbasis AI[4].

Permasalahan serupa juga terjadi pada identifikasi jamur, karena kemiripan morfologi antara jamur konsumsi dan jamur beracun berpotensi menimbulkan risiko serius jika salah dikenali. Hakiki & Rachmat mengevaluasi *CNN* berarsitektur *MobileNetV2* untuk klasifikasi 10 spesies jamur (1.500 gambar) dengan strategi seperti augmentasi, dropout, *early stopping*, dan *grid search*; hasil terbaiknya mencapai *validation accuracy* 98% dan akurasi uji 95,33% (dengan rata-rata precision, recall, dan F1-score sekitar 95%)[5].

CNN sebagai metode *deep learning* mampu mempelajari pola visual untuk mengklasifikasikan citra. Pada penelitiannya, *CNN* digunakan untuk membedakan sampah organik dan non-organik dengan 2.800 data latih,

dilatih 50 epoch (batch size 32), dan diuji pada 200 gambar hingga mencapai akurasi 99% dengan loss 0,005. Arsitekturnya memproses citra RGB 256×256 melalui lapisan *konvolusi–pooling*, diawali kernel 3×3 dengan 32 *filter* dan *pooling* 2×2 [6].

Jeruk termasuk tanaman yang rentan terserang penyakit dan gejalanya dapat dikenali dari pola/tekstur pada kulit buah, sehingga diperlukan pendekatan otomatis berbasis AI untuk membantu petani melakukan identifikasi lebih cepat dan konsisten. Penelitian ini menerapkan CNN dengan arsitektur EfficientNet-B0 dan membandingkan kinerja model pre-trained biasa dengan model yang dioptimasi menggunakan fine-tuning pada dataset citra penyakit jeruk[7].

Penelitian mereka mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan kualitas dan tingkat kematangan pisang Cavendish ke dalam empat kategori (mentah–bagus, mentah–buruk, matang–bagus, matang–buruk) dengan memanfaatkan 1.000 citra, di mana CNN berperan melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dari citra sebelum hasilnya dievaluasi menggunakan *confusion matrix*[8].

Convolutional Neural Network (CNN) dapat dimanfaatkan sebagai solusi terprogram untuk membedakan buah dan sayuran segar dengan buah dan sayuran busuk menggunakan pengolahan citra berbasis *TensorFlow*, penelitian ini memanfaatkan total 12.220 citra untuk proses klasifikasi, hasil eksperimen menunjukkan performa yang baik dengan akurasi pelatihan 90,42%, akurasi validasi 94,21% (pada konfigurasi optimizer SGD, 20 epoch, batch size 16, learning rate 0,01), serta akurasi pengujian 80,83%[9].

Pengolahan citra dapat meningkatkan ketepatan identifikasi jenis jeruk, khususnya membedakan jeruk nipis dan jeruk mandarin melalui analisis warna, tekstur, dan ukuran. Mereka mengusulkan alur di MATLAB yang meliputi berbagai representasi citra (*RGB, Lab, biner, grayscale, segmentasi*) dan ekstraksi fitur sebelum klasifikasi. Hasilnya, pendekatan CNN pada 50 gambar dilaporkan mencapai akurasi sangat tinggi hingga 100%, preprocessing serta kualitas ekstraksi fitur sangat berpengaruh[10].

Produksi jeruk siam rentan terserang hama dan penyakit pada daun, sementara identifikasi penyakit yang masih dilakukan secara manual cenderung subjektif sehingga dibutuhkan sistem otomatis. Untuk itu mereka menerapkan deep learning berbasis CNN dengan arsitektur EfficientNetB3 untuk mengklasifikasikan citra daun jeruk ke 6 kelas (daun sehat dan beberapa jenis penyakit), dengan data citra yang diambil langsung dari kebun jeruk; sebelum pelatihan, citra dinormalisasi ukurannya menjadi 256×256 dan diseragamkan ke skala warna RGB[11].

Penyakit daun cabai sulit dikenali sejak dini secara manual, sehingga diusulkan sistem otomatis berbasis citra. Mereka menggunakan CNN arsitektur MobileNet yang ringan (*depthwise–pointwise convolution*) untuk klasifikasi 3 kelas daun cabai dengan 100 citra dari kamera ponsel, setelah preprocessing seperti resize dan penghapusan background (*grab cut*). Hasilnya, pada 10 epoch model mencapai akurasi sekitar 97,22%, dan penulis menyarankan penambahan data serta variasi tuning agar performa lebih optimal[12].

Klasifikasi penyakit pada tanaman tomat penting dilakukan karena serangan penyakit dapat muncul pada daun, batang, hingga buah, dan kesalahan penanganan oleh petani masih sering terjadi sehingga diperlukan bantuan sistem otomatis. Penelitian tersebut membangun sistem klasifikasi berbasis kecerdasan buatan dengan pendekatan deep learning menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengenali 10 kelas penyakit/hama tomat (termasuk healthy)[13].

Jenis jeruk di Indonesia umumnya dibedakan dari warna dan tekstur kulit, namun penentuan jeruk matang dan belum matang secara manual sering menimbulkan kesalahan karena penilaian manusia cenderung subjektif dan tidak selalu konsisten. Dalam penelitian ini dilakukan perbandingan dua metode klasifikasi, yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Sebelum proses klasifikasi, citra terlebih dahulu diproses melalui tahap preprocessing seperti mengubah gambar menjadi grayscale dan melakukan reduksi noise agar kualitas citra lebih baik dan mudah dianalisis. Dari hasil perbandingan, CNN cenderung menghasilkan akurasi lebih tinggi daripada KNN, sehingga dinilai lebih unggul dan lebih sesuai untuk digunakan sebagai metode klasifikasi citra jeruk secara otomatis[14].

2. METODE PENELITIAN

Pada bagian ini dijelaskan tahapan penelitian yang mencakup pengumpulan dataset, preprocessing data, pelatihan model, hingga evaluasi model. Gambar 1 memberikan gambaran umum alur proses penelitian, mulai dari tahap pengumpulan data hingga proses evaluasi. Penelitian diawali dengan memuat dataset gambar buah jeruk yang telah disiapkan, kemudian dilanjutkan dengan pembagian dataset ke dalam tiga kelompok utama, yaitu data pelatihan, validasi, dan pengujian. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan model dapat belajar secara optimal serta diuji secara objektif terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Seluruh alur tersebut ditampilkan secara runtut pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur penelitian yang terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu input gambar, preprocessing data, perancangan arsitektur model, pelatihan model, dan evaluasi model. Setiap tahapan dilakukan secara sistematis untuk memastikan proses penelitian berjalan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan. Setiap tahapan dalam proses penelitian dijelaskan secara rinci sebagai berikut:

1. Input Gambar

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari platform Kaggle, yaitu kumpulan gambar buah jeruk dengan tiga kategori kondisi: *Healthy*, *Melanose*, dan *Citrus Canker*. Setiap kategori berisi gambar buah yang merepresentasikan gejala sesuai kelasnya. Pengumpulan data ini bertujuan menyediakan informasi visual yang memadai untuk proses pelatihan, validasi, dan pengujian model klasifikasi penyakit buah jeruk. Dataset kemudian diatur ulang ke dalam folder sesuai kelas untuk memudahkan proses anotasi dan pengolahan data berikutnya.

2. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan gambar sebelum masuk ke proses pelatihan model. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

- Resize Gambar: Seluruh gambar diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel, menyesuaikan standar input arsitektur *MobileNetV2*.
- Normalisasi Piksel: Nilai piksel dinormalisasi ke rentang 0–1 dengan membagi setiap piksel menggunakan 255 untuk mempercepat proses konvergensi saat pelatihan.
- Pembagian Dataset (Split Data): Dataset dibagi ke tiga kelompok utama yaitu 70% untuk pelatihan, 15% untuk validasi, dan 15% untuk pengujian, agar evaluasi kinerja model dapat dilakukan secara menyeluruh.

3. Arsitektur Model

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*.

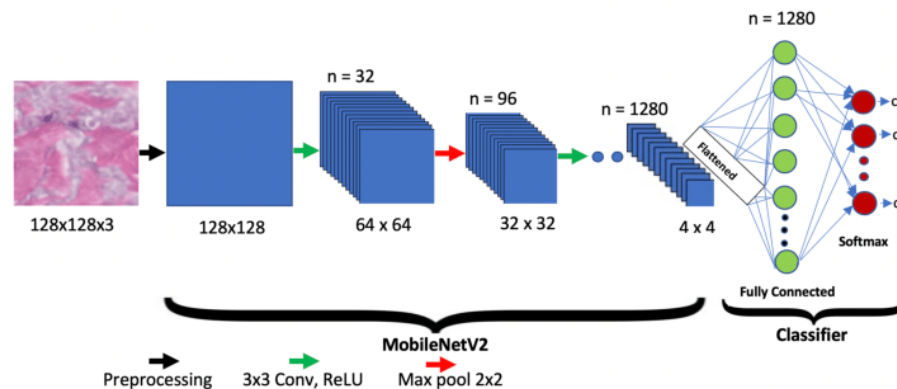
a. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur jaringan saraf yang dirancang untuk memproses data berbentuk grid seperti citra. CNN bekerja melalui rangkaian proses konvolusi, aktivasi, dan pooling untuk mengekstraksi fitur visual secara otomatis. Pada setiap lapisannya, citra diubah menjadi *feature map* yang semakin abstrak seiring bertambahnya kedalaman jaringan, sehingga model dapat mengenali pola penting seperti tepi, tekstur, hingga bentuk objek. CNN banyak digunakan karena efektif dalam tugas klasifikasi citra dan pengenalan pola kompleks. CNN digunakan untuk mengekstraksi fitur visual pada gambar seperti warna, tekstur, dan pola permukaan buah jeruk[15].

b. Arsitektur *MobileNetV2*

MobileNetV2 merupakan pengembangan dari *MobileNet* yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi komputasi sekaligus mempertahankan akurasi model. Arsitektur ini memperkenalkan *inverted residual block* dan *linear bottleneck*, yang memungkinkan model mempertahankan informasi penting saat dimensi fitur diperkecil. Dengan struktur yang lebih ringan namun tetap akurat, *MobileNetV2* menjadi salah satu model *pre-trained* yang banyak digunakan

pada aplikasi klasifikasi citra, terutama pada perangkat dengan keterbatasan komputasi atau kebutuhan pemrosesan real-time[15].



Gambar 2. Arsitektur MobileNetV2

4. Training Model

Proses training model dilakukan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* yang telah dilatih sebelumnya pada dataset *ImageNet* (*transfer learning*). Model *MobileNetV2* digunakan sebagai *feature extractor*, sedangkan lapisan klasifikasi dimodifikasi agar sesuai dengan jumlah kelas penyakit buah jeruk, yaitu *Healthy*, *Citrus Canker*, dan *Melanose*.

Sebelum pelatihan, seluruh citra buah jeruk melalui tahap *preprocessing* berupa resize gambar ke ukuran 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel ke rentang 0–1, serta augmentasi data untuk meningkatkan variasi dataset. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih (70%), data validasi (15%), dan data uji (15%).

Pelatihan model dilakukan menggunakan *optimizer Adam*, dengan *learning rate* sebesar 0.0001, *batch size* 32, dan *loss function Categorical Crossentropy*. Proses pelatihan dijalankan selama 20 *epoch*, di mana setiap *epoch* digunakan untuk memperbarui bobot model berdasarkan kesalahan prediksi. Selama proses training, sistem memantau nilai training *accuracy*, training *loss*, validation *accuracy*, dan validation *loss* untuk memastikan model belajar secara optimal dan tidak mengalami *overfitting*.

5. Evaluasi Model

Untuk mengukur performa dan ketepatan sistem klasifikasi penyakit pada buah jeruk, dilakukan proses evaluasi menggunakan beberapa metrik utama berikut:

a. Confusion Matrix

Digunakan untuk membandingkan antara label prediksi dan label sebenarnya.

Menunjukkan berapa banyak gambar yang diklasifikasikan dengan benar (*True Positive*, *True Negative*) dan yang salah (*False Positive*, *False Negative*).

b. Accuracy (Akurasi)

Mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dibandingkan dengan keseluruhan data uji.

Rumus:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \dots\dots\dots 1)$$

Keterangan:

TP (*True Positive*): data positif yang diprediksi positif

TN (*True Negative*): data negatif yang diprediksi negatif

FP (*False Positive*): data negatif tapi diprediksi positif

FN (*False Negative*): data positif tapi diprediksi negatif

c. Precision

Mengukur ketepatan sistem dalam memprediksi gambar yang benar-benar termasuk ke dalam suatu kelas tertentu.

Rumus:

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

d. *Recall* (Sensitivity)

Mengukur kemampuan sistem dalam menemukan semua data yang relevan di setiap kelas.

Rumus:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \dots\dots\dots 3)$$

e. *F1-Score*

Kombinasi antara Precision dan Recall untuk menilai keseimbangan performa model.

Rumus:

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \dots\dots\dots 4)$$

f. *Mean Average Precision* (mAP)

Digunakan untuk menghitung rata-rata akurasi klasifikasi pada setiap kelas buah jeruk.

Cocok jika model juga melakukan deteksi area penyakit.

Rumus umum:

$$\text{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A P_i \dots\dots\dots 5)$$

Keterangan:

N = jumlah kelas (misalnya jenis penyakit jeruk)

AP_i = Average Precision untuk kelas ke- i

g. *Mean Squared Error* (MSE)

Mengukur seberapa jauh hasil prediksi sistem dibandingkan nilai sebenarnya dalam bentuk numerik probabilitas.

Rumus:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \dots\dots\dots 6)$$

Keterangan:

y_i = nilai aktual

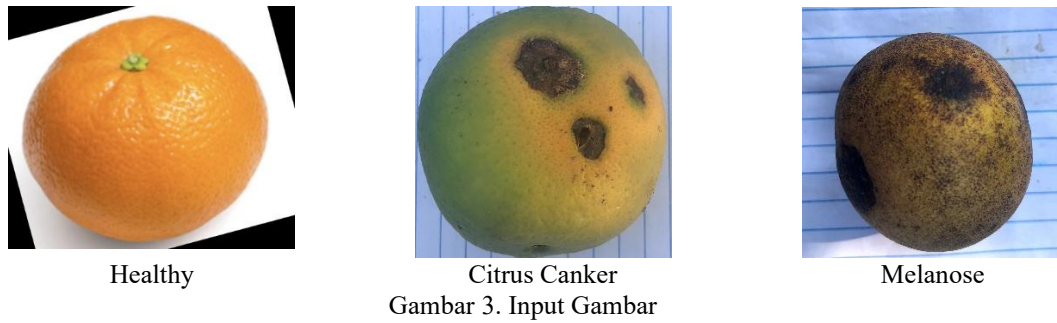
$\hat{y}_i$ = nilai prediksi

n = jumlah data

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Input Gambar

Pada tahap ini, sistem menerima masukan berupa citra buah jeruk yang sudah dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yaitu Healthy, Melanose, dan Citrus Canker. Seluruh citra disiapkan dalam format seragam dan diberi label sesuai kelasnya agar proses pelatihan dan evaluasi model dapat berjalan terstruktur. Pada pengujian ini, dataset yang digunakan berjumlah 100 data sehingga hasil klasifikasi dapat diamati dengan lebih terkontrol dan mudah dianalisis.



3.2 Preprocessing Data

Setelah data masuk, seluruh gambar dilakukan resize ke ukuran 224×224 piksel agar sesuai dengan kebutuhan input arsitektur MobileNetV2. Proses resize ini penting karena model CNN membutuhkan dimensi input yang konsisten; perbedaan ukuran citra dapat menyebabkan ketidakstabilan ekstraksi fitur dan mengganggu proses pembelajaran. Dengan ukuran 224×224 , model dapat memproses citra secara efisien sekaligus tetap mempertahankan informasi visual utama pada permukaan buah (misalnya pola bercak, perubahan warna, dan tekstur).



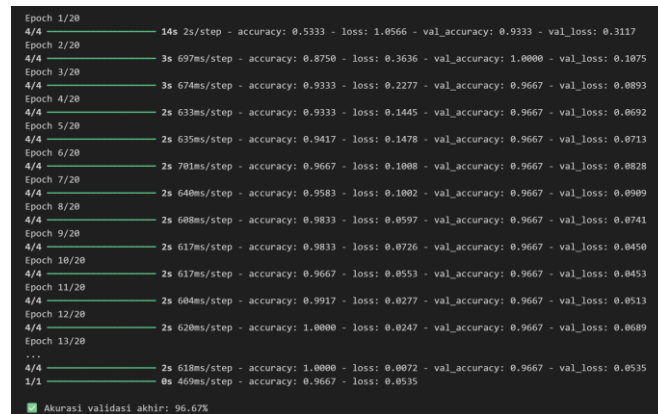
Gambar 4. Normalisasi dan Resize Gambar

3.3 Arsitektur Model

Pada arsitektur model yang digunakan adalah CNN berbasis MobileNetV2 dengan transfer learning. Gambar berukuran $224 \times 224 \times 3$ terlebih dahulu dipreproses agar sesuai standar MobileNetV2, lalu masuk ke MobileNetV2 (`include_top=False`) sebagai ekstraktor fitur CNN yang bobotnya dibekukan (`trainable=False`) sehingga tidak ikut dilatih. Keluaran fitur dari MobileNetV2 kemudian diringkas menggunakan GlobalAveragePooling2D, dilanjutkan Dropout 0.3 untuk mengurangi overfitting, lalu Dense 128 (ReLU) sebagai pembelajar pola penyakit jeruk, ditambah Dropout lagi, dan diakhiri Dense Softmax sejumlah kelas (misalnya 3: *healthy*, *citrus_canker*, *melanose*) untuk menghasilkan probabilitas tiap kelas. Model dilatih menggunakan Adam dengan loss sparse categorical crossentropy dan metrik accuracy.

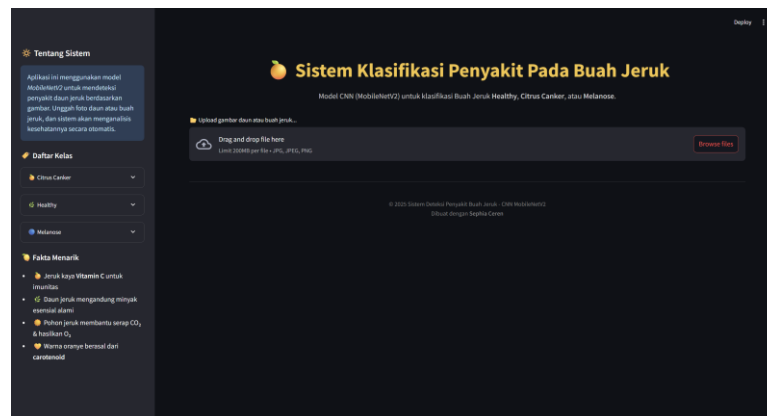
3.4 Training Model

Gambar tersebut adalah log training model per epoch yang menampilkan accuracy/loss pada data latih dan `val_accuracy/val_loss` pada data validasi. Terlihat akurasi latih naik cepat hingga mendekati 100% dan loss turun, menandakan model berhasil belajar dari data latih. Sementara itu, akurasi validasi stabil di sekitar 0,9667 (96,67%), sehingga hasil akhirnya menunjukkan model memiliki performa validasi yang baik dengan akurasi validasi akhir 96,67%.



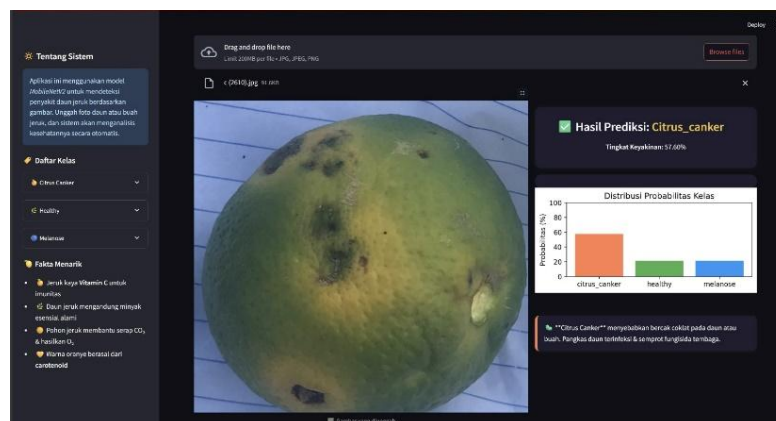
Gambar 5. Epoch

Gambar menunjukkan halaman utama aplikasi “Sistem Klasifikasi Penyakit Pada Buah Jeruk” yang memakai model CNN (MobileNetV2) untuk mengklasifikasikan kondisi jeruk menjadi Healthy, Citrus Canker, atau Melanose. Di bagian tengah tersedia fitur upload gambar (drag & drop / browse files) sebagai input yang akan dianalisis. Di sidebar kiri ada panel Tentang Sistem (penjelasan singkat fungsi aplikasi), Daftar Kelas (tiga kelas yang dideteksi), serta Fakta Menarik terkait jeruk.



Gambar 6. Tampilan Awal

Gambar memperlihatkan kondisi setelah pengguna mengunggah sebuah foto jeruk; gambar tampil sebagai preview di area utama. Sistem kemudian menampilkan hasil prediksi “Citrus_canker” dengan tingkat keyakinan 47,69%, serta grafik distribusi probabilitas untuk tiga kelas (citrus_canker paling tinggi, disusul healthy dan melanose). Di bawahnya juga ada kotak informasi yang memberi ringkasan singkat tentang Citrus Canker dan saran tindakan, sehingga pengguna tidak hanya mendapat label prediksi tetapi juga konteks penjelasannya



Gambar 7. Hasil setelah upload gambar

4. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi penyakit pada buah jeruk menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* untuk membedakan kondisi buah *Healthy*, *Melanose*, dan *Citrus Canker* berdasarkan citra digital. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dengan tingkat akurasi yang tinggi serta nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang seimbang, sehingga sistem dinilai stabil dan andal. Keunggulan utama dari penggunaan *MobileNetV2* terletak pada efisiensi komputasi tanpa mengorbankan akurasi, sehingga berpotensi diterapkan pada sistem dengan keterbatasan sumber daya. Meskipun demikian, masih ditemukan beberapa kesalahan klasifikasi, khususnya pada kelas *Melanose* dan *Citrus Canker*, yang disebabkan oleh kemiripan karakteristik visual pada permukaan buah. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan deep learning berbasis CNN efektif dan relevan untuk mendukung identifikasi penyakit buah jeruk secara otomatis, objektif, dan efisien di bidang pertanian.

5. SARAN

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar jumlah dan variasi dataset citra buah jeruk ditingkatkan guna memperbaiki kemampuan generalisasi model, terutama pada kelas penyakit yang memiliki kemiripan visual. Selain itu, penerapan teknik augmentasi data yang lebih beragam serta optimasi hyperparameter perlu dilakukan untuk meningkatkan performa klasifikasi. Penelitian mendatang juga dapat membandingkan arsitektur *MobileNetV2* dengan model CNN lain seperti *EfficientNet* atau *ResNet* guna memperoleh hasil yang lebih optimal. Pengembangan sistem ke arah aplikasi berbasis *mobile* atau *web* serta integrasi metode deteksi objek atau segmentasi citra juga dapat dilakukan agar sistem lebih aplikatif dan mampu mengidentifikasi area penyakit secara lebih spesifik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fadlan Sayyidul Anam, Yudhi Raymond Ramadhan, and Muhammad Rafi Muttaqin, “Klasifikasi Penyakit Pada Daun dan Buah Jambu Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 8, no. 1, pp. 115–126, 2023.
- [2] R. Gunawan, F. Salim, A. I. Wahyudhy, A. Y. Wibowo, G. Yordan, and R. F. Filamori, “Klasifikasi Penyakit Daun Kentang dengan Transfer Learning Menggunakan CNN optimalisasi Arsitektur MobileNetV2 Potato Leaf Disease Classification with Transfer Learning Using CNN Optimization of MobileNetV2 Architecture,” *J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 6, no. 2, pp. 254–258, 2025, [Online]. Available: <http://ejurnal.umri.ac.id/index.php/coscitech/indexhttps://doi.org/10.37859/coscitech.v6i2.8599>
- [3] I. Nesta Suandana, A. Asriyanik, and W. Apriandari, “Pemanfaatan Cnn (Convolution Neural Network) Dan Mobilenet V2 Dalam Klasifikasi Rempah-Rempah Lokal Di Indonesia,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 5, pp. 10109–10116, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i5.10873.
- [4] M. A. Hakiki, N. Rachmat, and K. Kunci-Cnn, “Klasifikasi Spesies Jamur Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV2,” *J. Algoritme.*, vol. 5, no. 3, pp. 274–287, 2025, doi: 10.35957/algoritme.v6i1.11077.
- [5] A. Prima, “Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Aneka Ragam Buah Menggunakan MobileNetv2,” *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 2, pp. 208–215, 2023, doi: 10.60083/jsisfotek.v5i2.217.
- [6] F. Dwiatmoko, D. Utami, N. A. Sivi, U. Nahdlatul, and U. Lampung, “Image Classification of Organic and Non-Organic Waste Using CNN (Convolutional Neural Network) Algorithm,” vol. 14, no. 1, pp. 1–5, 2024.
- [7] S. Y. Y. Dewi Putri, “Jurnal Ilmiah Jurnal Ilmiah,” *J. Ilm. Aset*, vol. 13, no. 2, pp. 58–67, 2023, doi: 10.33005/jifti.v7i1.162.
- [8] A. W. Hastungkoro, A. D. Putro Wicaksono, and Y. Diah Rosita, “Klasifikasi Kualitas dan Kematangan Pisang Cavendish Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. SAINTEKOM*, vol. 14, no. 2, pp. 185–194, 2024, doi: 10.33020/saintekom.v14i2.686.
- [9] M. Ayu Syaharani, T. Aurelly Claudia Budianto, and R. Ibnu Adam, “Klasifikasi Buah Segar Dan Busuk Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn),” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 5, pp. 10823–10827, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i5.11132.
- [10] T. Sistem, “Informasi,” vol. 5, no. 4, pp. 213–218, 2024, doi: 10.62527/jitsi.5.

-
- [11] W. O. Mardiana, N. A., & Windari, “G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan,” *J. Teknol. Terap.*, vol. 8, no. 1, pp. 186–195, 2024.
 - [12] M. Misbahul Munir, P. Kasih, and A. Sanjaya, “Penerapan Arsitektur Mobilenet Dalam Cnn Pada Klasifikasi Penyakit Daun Cabai,” *Inotek*, vol. 8, pp. 2549–7952, 2024, [Online]. Available: <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek>
 - [13] R. Soekarta, N. Nurdjan, and A. Syah, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *Insect (Informatics Secur. J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 143–151, 2023, doi: 10.33506/insect.v8i2.2356.
 - [14] K. P. Siwilopo, H. Marcos, J. Letjend, P. Soemarto, and K. P. Utara, “Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dan K-Nearest Neighbor Komputa,” *KOMPUTA J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 57–64, 2023.
 - [15] A. R. R. Ivani, A. Z. Kurniadi, A. B. A. Andira, and I. Wahyuni, “Perbandingan VGG16 dan MobileNetV2 untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel,” *J. Sist. Komput. Asia*, vol. 3, no. 1, pp. 30–39, 2025.