



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 5 No. 2 (2026) pp: 10795-10804

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Klasifikasi Jenis Buah Mangga Berbasis Web Menggunakan *MobileNetV3* dan *Transfer Learning*

Lalu Maulana Noer Fajrin^{1*}, Andi Sofyan Anas², Tomi Tri Sujaka³

¹Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Bumigora

^{2,3}Fakultas Teknik, Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Bumigora

maulanafajrin245@gmail.com*, andi.sofyan@universitasbumigora.ac.id, tomi.tri@universitasbumigora.ac.id

Abstrak

Indonesia merupakan salah satu negara penghasil mangga terbesar di dunia yang memiliki berbagai varietas unggulan dengan karakteristik yang beragam. Namun, proses identifikasi jenis mangga masih banyak dilakukan secara manual melalui pengamatan visual, sehingga rentan terhadap subjektivitas, kesalahan klasifikasi, dan membutuhkan waktu yang relatif lama. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi jenis buah mangga berbasis web menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) *MobileNetV3* dengan pendekatan transfer learning. Dataset yang digunakan terdiri dari 3.850 citra mangga yang mencakup tujuh varietas, yaitu Arumanis, Golek, Manalagi, Gedong Gincu, Indramayu, Apel, dan Madu. Tahap pra-pemrosesan meliputi resize citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi berdasarkan standar ImageNet, serta augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimiser Adam dengan learning rate 0,001 dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sebesar 94,09%, presisi 94,18%, recall 94,09%, dan F1-Score 94,10%. Model kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web dan dideploy menggunakan platform Hugging Face Spaces sehingga dapat diakses secara mudah oleh pengguna. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi *MobileNetV3* dan transfer learning efektif dalam mengklasifikasikan varietas mangga secara otomatis dengan tingkat akurasi yang tinggi. Sistem yang dikembangkan berpotensi menjadi solusi praktis untuk membantu petani, pedagang, dan pelaku industri dalam melakukan identifikasi varietas mangga secara lebih cepat, objektif, dan konsisten.

Kata kunci: CNN, Mobilenetv3, Website, Pengolahan Citra, Transfer Learning

1. Latar Belakang

Varietas jenis buah mangga (*Mangifera indica* L.) memegang peran strategis dalam sektor hortikultura di Indonesia karena memiliki nilai ekonomi yang tinggi. Sebagai contoh, varietas mangga Golek sangat dipengaruhi oleh metode penanganan pasca-panen dan penyimpanan guna menjaga kualitas fisiknya [1]. Di samping itu, varietas lokal seperti jenis buah mangga Indramayu juga memegang peran penting dalam peningkatan nilai ekonomi daerah melalui inovasi produk olahan yang berbasis pada referensi nilai pelanggan [2]. Namun, tantangan utama di lapangan adalah proses penyortiran dan penentuan jenis varietas yang sebagian besar masih mengandalkan pengamatan visual manual oleh tenaga manusia. Pendekatan konvensional ini memiliki kelemahan berupa subjektivitas yang tinggi, rentan terhadap kesalahan akibat kelemahan pada visual, serta membutuhkan waktu yang lama, sehingga kurang efisien untuk mendukung kebutuhan industri untuk skala besar.

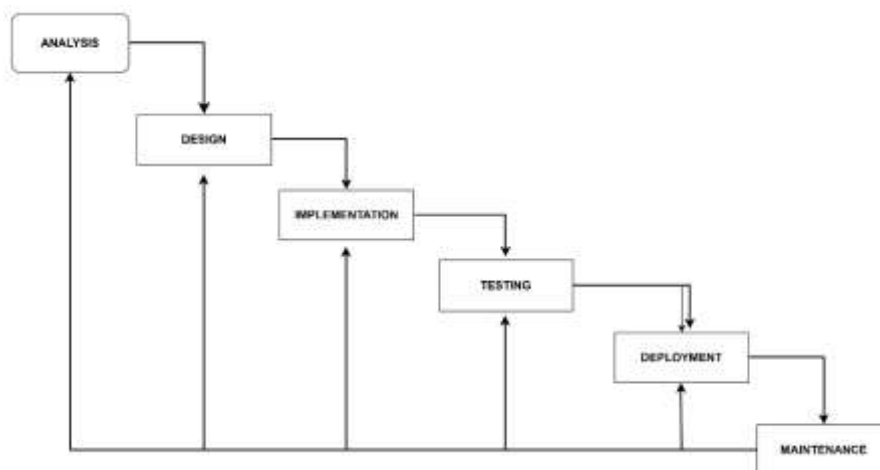
Guna mengatasi keterbatasan tersebut, para peneliti terdahulu telah mengeksplorasi pemanfaatan teknologi visi komputer dan kecerdasan buatan untuk sortasi otomatis. Pada awalnya, klasifikasi jenis buah mangga dikembangkan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) *Backpropagation* dengan ekstraksi fitur warna (RGB) dan dimensi fisik buah secara manual [3]. Selain objek buah, identifikasi varietas mangga juga pernah dilakukan dengan menganalisis karakteristik morfologi bentuk dan tekstur dari citra daunnya menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) standar [4]. Studi lainnya mengevaluasi kinerja metode *Random Forest*, CNN konvensional, dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi jenis mangga, yang menegaskan keunggulan algoritma berbasis *deep learning* dalam mengenali pola citra yang kompleks [5]. Meskipun demikian, model CNN konvensional pada umumnya memiliki struktur jaringan yang besar dan jumlah parameter yang masif, sehingga membutuhkan beban komputasi tinggi dan sulit dijalankan pada perangkat keras berspesifikasi rendah.

Untuk meminimalkan beban komputasi tersebut, beberapa studi serupa juga telah mengeksplorasi pemanfaatan arsitektur jaringan saraf yang ringan (*lightweight*) pada berbagai komoditas pangan. Sebagai contoh, model *MobileNet* sukses diimplementasikan untuk klasifikasi jenis beras pada lingkungan komputasi terbatas [6]. Studi lain yang setipe menguji arsitektur *MobileNet* pada platform seluler Android untuk membangun sistem klasifikasi jenis buah apel secara *real-time* [7]. Lebih lanjut, eksperimen sejenis menunjukkan bahwa model klasifikasi berbasis *MobileNetV2* dengan skema *transfer learning* telah berhasil mengintegrasikan ke dalam sistem berbasis aplikasi web (*web app*) untuk mempermudah aksesibilitas pada platform bagi pengguna awam [8]. Perkembangan jenis ini memperkenalkan generasi *MobileNetV3* yang menawarkan efisiensi lebih unggul untuk klasifikasi citra digital [9]. Karakteristik akurasi pada model klasifikasi data ini juga sangat dipengaruhi oleh ketepatan pemilihan fungsi algoritma optimasi parameter [10]. Secara fundamental, keunggulan *MobileNetV3* terletak pada hasil pencarian arsitektur otomatis (*Network Architecture Search*) yang dikombinasikan dengan modul *Squeeze-and-Excitation* (SE) untuk pembobotan fitur yang optimal. Melalui metode *transfer learning*, model memanfaatkan bobot pengetahuan (*pre-trained weights*) dari *dataset* skala besar ImageNet guna mempercepat konvergensi. Proses pelatihan ini disempurnakan dengan *Adam optimizer* yang menyesuaikan laju pembelajaran (*learning rate*) secara adaptif untuk meminimalkan nilai *loss*. Di sisi lain, proses perancangan sistem informasi aplikasinya dirancang menggunakan metode *Software Development Life Cycle* (SDLC) model Waterfall agar pengembangan berjalan terstruktur [11], serta didukung lingkungan pengembangan mutakhir berbasis ekstensi LLM untuk mempercepat pengodean sistem [12]. Penerapan CNN dengan arsitektur berbasis *MobileNet*, sistem ini telah terbukti sangat andal sebagai solusi untuk mengatasi tantangan identifikasi manual, karena berfungsi sebagai arsitektur dasar yang efisien untuk ekstraksi fitur sekaligus secara efektif mengatasi tantangan yang ditimbulkan oleh kondisi pencahayaan yang bervariasi dan kompleksitas komputasi [13].

Namun hingga saat ini, tantangan utama dalam rantai pasok komoditas hortikultura di Indonesia saat ini adalah proses penyortiran dan penentuan varietas buah mangga yang sebagian besar masih mengandalkan pengamatan visual manual oleh tenaga manusia. Pendekatan konvensional ini memiliki kelemahan mendasar berupa tingginya tingkat subjektivitas penilai, kerentanan terhadap kesalahan klasifikasi akibat faktor kelelahan fisik, serta keterbatasan kecepatan operasional. Akibatnya, metode manual ini dinilai kurang efisien dan tidak konsisten untuk mendukung standarisasi mutu produk dalam skala industri besar, terutama untuk memenuhi kriteria kualitas ketat yang dipersyaratkan oleh pasar ekspor modern.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan dengan metode *system development life cycle* (SDLC) model waterfall yang mencakup enam tahapan utama: Requirements Analysis, System Design, Implementation, Testing, Deployment dan Maintenance [11]



Gambar 2.1 Diagram Alur Metodologi Pengembangan Sistem SDLC (Model Waterfall)

2.1. Analysis

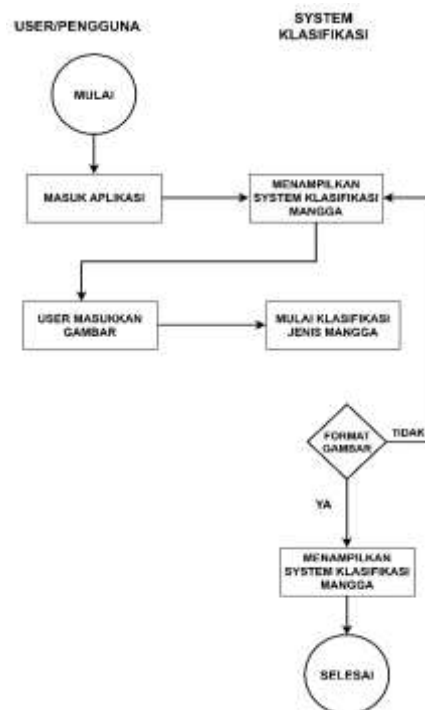
Tahap analisis merupakan tahap awal penelitian, yang bertujuan untuk mengidentifikasi masalah utama dan menentukan persyaratan sistem yang akan dikembangkan. Pada tahap ini, dilakukan analisis terhadap proses identifikasi varietas mangga, yang selama ini dilakukan secara manual melalui pengamatan visual manusia. Metode konvensional ini sering kali menimbulkan subjektivitas dan hasil yang tidak konsisten, serta membutuhkan waktu yang relatif lebih lama, terutama bila diterapkan pada klasifikasi dalam jumlah besar [3].

Dilakukan pula studi literatur untuk memahami pendekatan teknologi yang relevan dalam mengatasi masalah ini. Berdasarkan hasil tinjauan pustaka tersebut, metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dipilih karena metode ini unggul dalam mengklasifikasikan gambar secara otomatis melalui ekstraksi fitur mendalam tanpa memerlukan rekayasa fitur manual [14]. CNN mampu mengenali pola visual seperti warna, tekstur, dan bentuk objek secara hierarkis, sehingga sangat cocok untuk membedakan karakteristik di antara varietas mangga. Dalam penelitian ini, arsitektur *MobileNetV3* dipilih sebagai model utama karena menawarkan efisiensi komputasi yang tinggi sekaligus mempertahankan kinerja klasifikasi yang optimal. *MobileNetV3* merupakan pengembangan dari arsitektur *MobileNet* sebelumnya, yang dioptimalkan melalui *Neural Architecture Search* (NAS), penggunaan modul *Squeeze-and-Excitation* (SE), serta fungsi aktivasi *Hard-Swish* untuk meningkatkan akurasi model[9].

Tahap ini juga dilakukan analisis kebutuhan sistem, meliputi kebutuhan perangkat keras seperti komputer dengan dukungan GPU, serta perangkat lunak seperti Python, TensorFlow, PyTorch, dan framework web yang digunakan untuk implementasi sistem klasifikasi.

2.2. Design

Tahap design dilakukan untuk membangun struktur sistem klasifikasi yang akan dibangun, baik dari sisi arsitektur software maupun alur dari pemrosesan data. Dimana tahap ini dirancang alur kerja sistem dimulai dari memproses unggah citra buah mangga oleh si pengguna, tahapan preprocessing, proses infrensi menggunakan model dari *MobileNetV3*, hingga keluaran berupa hasil klasifikasi jenis mangga tersebut. Selain merancang alur kerja sistem, antarmuka pengguna juga dikembangkan untuk memastikan sistem ini praktis dan mudah digunakan. Antarmuka ini berbasis web sehingga dapat diakses dari berbagai perangkat tanpa memerlukan instalasi tambahan.



Gambar 2.2 Desain Alur Sistem Klasifikasi Jenis Buah Mangga Berbasis Web

Desain halaman utama mencakup fitur untuk mengunggah gambar, menampilkan hasil klasifikasi, dan menunjukkan tingkat keunggulan prediksi model.

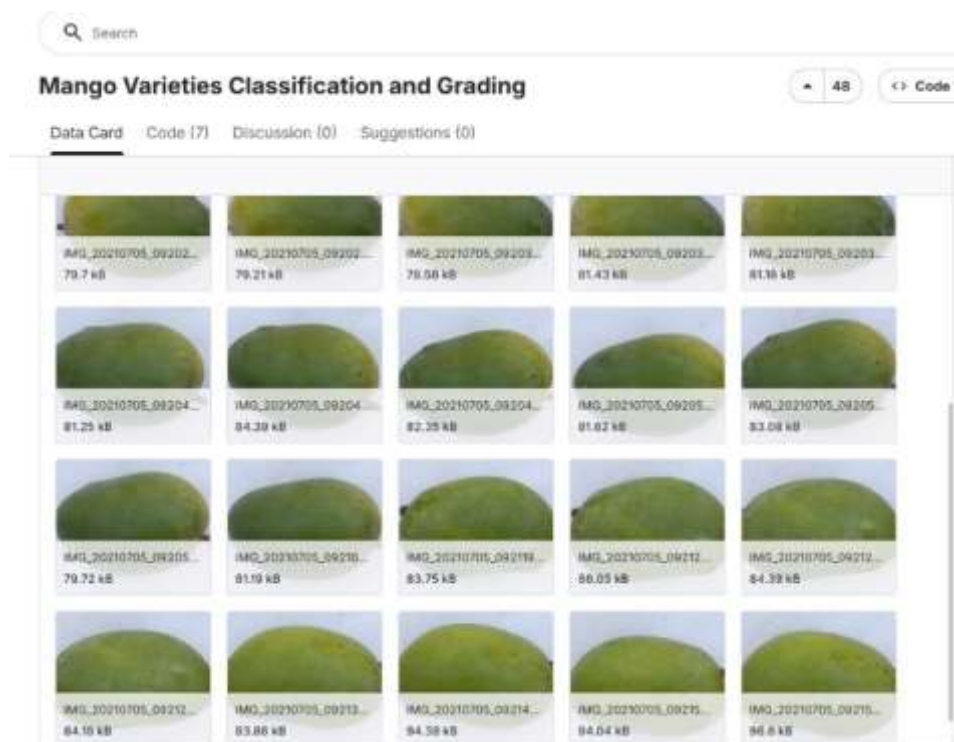
Pada tahap ini juga dilakukan perancangan alur kerja sistem yang menggambarkan interaksi antara pengguna dengan sistem klasifikasi berbasis web. Alur sistem dirancang agar pengguna dapat melakukan proses klasifikasi secara sederhana melalui unggahan gambar, kemudian sistem secara otomatis memproses citra dan menampilkan hasil prediksi jenis buah mangga.

Seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.2, proses klasifikasi dimulai saat pengguna membuka aplikasi dan mengakses halaman utama sistem. Setelah sistem dimuat, pengguna dapat memasukkan atau mengunggah gambar mangga yang akan diklasifikasikan. Selanjutnya, sistem akan memulai proses klasifikasi dengan memeriksa format gambar yang diunggah. Jika format gambar memenuhi persyaratan sistem, gambar tersebut akan diproses lebih lanjut melalui model klasifikasi yang dilatih menggunakan arsitektur *MobileNetV3*. Setelah proses inferensi selesai, sistem akan menampilkan varietas mangga yang diprediksi kepada pengguna. Namun, jika format gambar tidak valid, sistem akan mengarahkan pengguna kembali ke halaman unggah untuk mengirimkan ulang gambar tersebut[15]. Desain alur kerja sistem ini bertujuan untuk memastikan bahwa proses interaksi antara pengguna dan aplikasi berjalan secara sederhana, terstruktur, dan mudah dipahami. Dengan desain berbasis web, sistem ini dapat diakses secara fleksibel melalui berbagai perangkat tanpa memerlukan instalasi tambahan.

2.3. Implementation

Tahap implementasi merupakan proses pembangunan sistem berdasarkan arsitektur yang telah dirancang sebelumnya. Tahap ini mencakup pengumpulan dataset, prapemrosesan gambar, pelatihan model *MobileNetV3*, dan integrasi model tersebut ke dalam aplikasi berbasis web.

Pengumpulan data dilakukan dengan tahapan pengumpulan dataset citra yang diperoleh melalui platform Kaggle, dimana dataset tersebut mencakup 3.850 gambar buah jenis mangga yang terbagi ke dalam tujuh varietas mangga yang berkualitas tinggi. Kaggle dipilih sebagai sumber data pada lingkungan pengkodean interaktif serta memfasilitasi pengguna dalam membangun, dan membagikan model pembelajaran mesin berbasis dataset asli[16]



Gambar 2.3 Proses Pengambilan Dataset Buah Mangga Pada Platform Kaggle

Tabel 2.1 Distribusi Dataset Awal

Variasi Mangga	Jumlah Gambar Awal
Mangga Manalagi	550
Mangga Apel	550
Mangga Gedong Gincu	550
Mangga Golek	550
Mangga Madu	550
Mangga Indramayu	550
Mangga Harumanis	550
Total	3.850

Tabel 2.2 Distribusi Dataset Akhir Setelah Processing

Jenis bagi	Mangga Manalagi	Mangga Apel	Mangga Gedong Gincu	Mangga Golek	Mangga Madu	Mangga Indramayu	Mangga Harumanis
Training	385	385	385	385	385	385	385
Validasi	82	82	82	82	82	82	82
Testing	83	83	83	83	83	83	83
Total Per Class	550	550	550	550	550	550	550
Total Citra Semua Classes	3850						

Setelah data terkumpul, dilakukan tahap preprocessing yang meliputi pembagian data dengan rasio 70 validasi, 15 testing dan 15 validasi. Kemudian dilakukan tahap processing yang meliputi resize gambar menjadi ukuran 224 x 224 x 3 piksel, normalisasi berdasarkan ImageNet, serta augmentasi data berupa rotasi, horizontal, atur pencahayaan dan zoom scalling. Menurut [17], proses preprocessing sangat penting untuk meningkatkan keunggulan generalisasi model dan mengurangi adanya risiko overfitting.

Model *MobileNetV3* kemudian diimplementasikan menggunakan pendekatan *transfer learning* yang memanfaatkan bobot awal dari ImageNet. Beberapa lapisan pertama dibekukan untuk mempertahankan fitur-fitur umum yang telah dipelajari, sementara lapisan-lapisan terakhir disesuaikan agar model dapat beradaptasi dengan karakteristik khusus dari dataset mangga itu sendiri, pelatihan model dilakukan menggunakan parameter, dimana ditaruh pada tabel sebagai berikut.

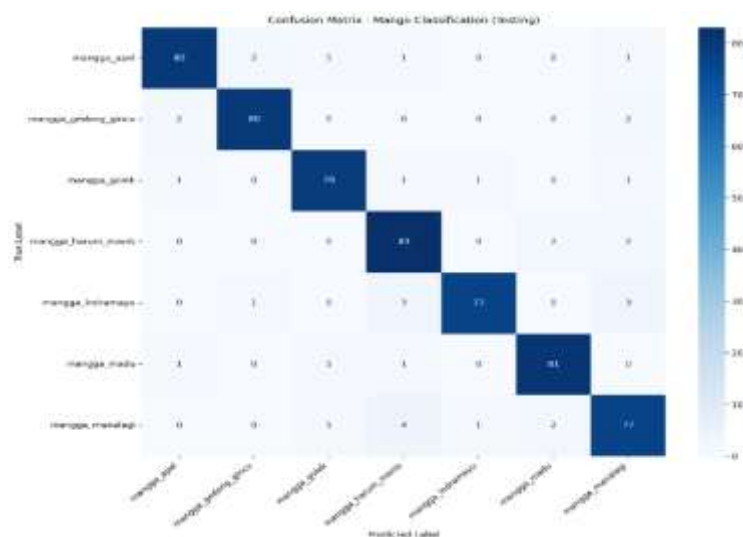
Tabel 2.3 Konfigurasi Parameter Pelatihan Model

Parameter	Value
Batch Size	16
Number of Epochs	50
Train/Validation Split	70% / 15% / 15%

Parameter	Value
Training Samples	~2,695 images
Validation Samples	~577 images
Testing Samples	~578 images
Optimizer	Adam
Initial Learning Rate	0.001
Loss Function	CrossEntropyLoss
GPU Hardware	NVIDIA RTX 3050 Laptop
VRAM	4GB GDDR6
Versi CUDA	12.1

2.4. Testing

Pada tahap testing ini dilakukan evaluasi untuk performa model yang telah dilatih. Dalam evaluasi ini disini menggunakan beberapa metrik klasifikasi, yaitu accuracy, precision, recall dan f1-score, yang umum digunakan untuk mengukur kualitas model klasifikasi citra pada jenis buah mangga. Selain itu, digunakan juga confusion matrix untuk menganalisis distribusi prediksi model pada masing-masing kelas dan mengidentifikasi kesalahan dalam mengklasifikasi antar kelas pada varietas mangga.



Gambar 2.5 Confusion Matrix

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan *confusion matrix* pada gambar 2.5 model klasifikasi yang digunakan ini menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali varietas mangga pada masing masing kelas Yang dimana dari hasil confusion matrix terlihat sangat baik dalam memprediksi hasil dari klasifikasi tersebut.

Tabel 2.4 Hasil Evaluasi Metrik

Metrik Evaluasi	Nilai
Accuracy	94,09%
Precision	94,18%
Recall	94,09%
F1-Score	94,10%

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 2.4, arsitektur *MobileNetV3* yang dikembangkan menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat baik dengan akurasi sebesar 94,09%, yang menunjukkan bahwa sistem berhasil mengklasifikasikan sebagian besar data uji dengan benar. Nilai presisi sebesar 94,18% menunjukkan bahwa prediksi model sangat akurat, yang berarti kesalahan dalam pelabelan gambar mangga relatif kecil.

Selain itu, nilai recall sebesar 94,09% menunjukkan bahwa model ini sangat efektif dalam mengidentifikasi semua sampel dari setiap kelas yang tersedia. Sementara itu, nilai F1-score sebesar 94,10% menunjukkan keseimbangan yang optimal antara presisi dan recall, sehingga dapat disimpulkan bahwa model ini secara konsisten menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan berbagai jenis mangga.

2.5. Deployment

Pada tahap ini adalah mendeployment, yang dimana proses ini mengimplementasi sistem ke lingkungan produksi agar dapat digunakan langsung oleh si pengguna dan bisa digunakan oleh siapa saja. Aplikasi ini dikembangkan dalam bentuk website dan di deploy menggunakan platform HuggingFace Spaces, sehingga dapat diakses oleh siapapun.



Gambar 2.6 Tampilan Deployment Pada HuggingFace Spaces

Dimana melalui deployment ini, pengguna dapat melakukan klasifikasi jenis buah mangga hanya dengan mengupload sebuah citra buah mangga, yang kemudian sistem secara otomatis akan menampilkan hasil klasifikasi berdasarkan model citra yang telah dilatih.

2.6. Maintenance

Tahap terakhir pada *System Development Life Cycle* (SDLC) yaitu maintenance sebuah website, dimana ini bertujuan untuk memastikan bahwa aplikasi berbasis web tetap berjalan lancar, stabil, dan mampu beradaptasi dengan kebutuhan pengembangan di masa mendatang. Kegiatan pemeliharaan ini mencakup perbaikan bug, pengoptimalan kinerja sistem, dan pembaruan kumpulan data secara berkala. Pembaruan data ini sangat penting, terutama jika di masa mendatang ditambahkan model klasifikasi baru atau arsitektur alternatif yang membutuhkan data yang lebih kaya dan relevan. Melalui penambahan model baru dan pembaruan data, proses pelatihan ulang dapat dilakukan untuk terus meningkatkan akurasi model prediktif. Fase pemeliharaan merupakan komponen penting dalam siklus pengembangan perangkat lunak karena sistem yang telah diimplementasikan masih memerlukan evaluasi dan penyempurnaan berkelanjutan.

3. Hasil dan Diskusi

Hasil penelitian menghasilkan sistem klasifikasi jenis buah mangga berbasis web menggunakan arsitektur *MobileNetV3* dengan pendekatan *transfer learning*. Proses pelatihan model ini dilakukan menggunakan dataset sebanyak 3.850 citra yang terbagi kedalam tujuh kelas varietas mangga, dimana pembagian data 70%, training, 15% testing, dan 15% validasi. Evaluasi ini dilakukan menggunakan empat metrik utama yaitu akurasi (accuracy),

presisi (precision), recall dan f1-Score, yang umum digunakan dalam penelitian klasifikasi citra digital [3]. Model dievaluasi pada 592 citra uji yang belum pernah dilihat sebelumnya oleh model.

3.1. Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan confusion matrix, model klasifikasi yang dikembangkan menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali varietas mangga pada masing-masing kelas. Nilai pada diagonal utama matrix menunjukkan jumlah prediksi yang berhasil di klasifikasikan dengan benar, sedangkan nilai di luar diagonal mengindikasikan terjadinya kesalahan klasifikasi antar kelas. Hasil lengkap evaluasi performa model disajikan pada Tabel 3.1 berikut.

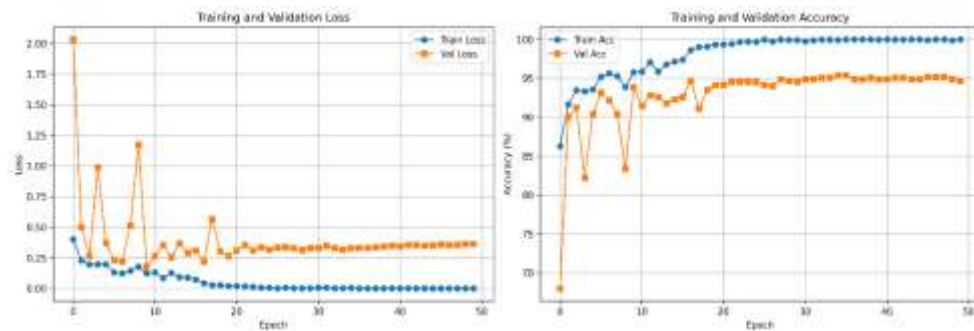
Tabel 3.1 Hasil Evaluasi Performa Model *MobileNetV3*

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Mangga Apel	95.24%	94.12%	94.67%	85
Mangga gedong Gincu	96.39%	95.24%	95.81%	84
Mangga Golek	96.34%	95.18%	95.76%	83
Mangga Arumanis	90.22%	95.40%	92.71%	87
Mangga Indramayu	97.47%	91.67%	94.47%	84
Mangga Madu	95.29%	96.43%	95.86%	84
Mangga Manalagi	91.67%	90.59%	91.16%	85
Accuracy			94.09%	592
Macro Avg	94.66%	94.09%	94.35%	592
Weighted Avg	94.62%	94.09%	94.33%	592

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 3.1, arsitektur *MobileNetV3* yang dilatih menggunakan pendekatan *transfer learning* mampu mengklasifikasikan tujuh varietas mangga dengan akurasi keseluruhan sebesar 94,09%, yang berarti model tersebut berhasil mengklasifikasikan 557 dari 592 gambar uji dengan benar. Nilai presisi rata-rata sebesar 94,18% menunjukkan bahwa tingkat kesalahan dalam pelabelan prediksi relatif rendah. Nilai recall sebesar 94,09% menunjukkan bahwa model mampu secara konsisten mengidentifikasi hampir semua sampel dari setiap kelas. Sementara itu, F1-Score sebesar 94,10% mencerminkan keseimbangan optimal antara presisi dan recall, yang menunjukkan bahwa model tidak menunjukkan bias yang signifikan terhadap kelas tertentu.

Hasil dari kelas Mangga Madu mencapai nilai F1-Score tertinggi sebesar 95,86%, sedangkan kelas Mangga Manalagi mencapai nilai F1-Score terendah sebesar 91,16%. Kinerja yang buruk dari kelas Mangga Manalagi menunjukkan tingkat kemiripan visual yang tinggi dengan varietas lain, terutama Mangga Arumanis dan Mangga Indramayu, sehingga model kesulitan membedakan kedua kelas ini. Hal ini juga tercermin dalam nilai presisi terendah untuk Mangga Arumanis (90,22%), yang menunjukkan bahwa gambar varietas lain sering kali salah diprediksi sebagai Mangga Arumanis.

Model *MobileNetV3* dilatih selama 50 epoch menggunakan optimizer Adam dengan *learning rate* sebesar 0,001. Perkembangan kinerja model selama proses pelatihan ditampilkan melalui kurva Kerugian Pelatihan dan Validasi serta kurva Akurasi Pelatihan dan Validasi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.1 Kurva Training dan Validation Loss serta Accuracy Model MobileNetV3

Berdasarkan Gambar 3.2, Kurva Training Loss (garis biru) menunjukkan tren penurunan yang konsisten dan monoton dari nilai sekitar 0,40 pada epoch pertama hingga hampir 0,00 pada epoch ke-50, yang menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola fitur dari data pelatihan secara efektif pada setiap iterasi. Sementara itu, kurva Validation Loss (garis oranye) menunjukkan fluktuasi yang signifikan pada epoch awal dengan lonjakan hingga sekitar 2,04, yang merupakan fenomena umum pada fase penyempurnaan awal proses pembelajaran transfer saat model menyesuaikan bobot yang telah dilatih sebelumnya dengan distribusi data baru. Setelah melewati epoch ke-20, nilai Kerugian Validasi mulai stabil dan konvergen dalam kisaran 0,30–0,40 hingga akhir pelatihan, yang menunjukkan bahwa model telah menemukan representasi fitur yang optimal untuk dataset mangga yang digunakan.

Pola serupa juga terlihat pada kurva Akurasi Training dan Validation Accuracy. Nilai Akurasi Pelatihan meningkat secara konsisten dari sekitar 86% pada epoch pertama menjadi 100% pada epoch-epoch terakhir. Akurasi Validasi berfluktuasi pada epoch-epoch awal, turun tajam hingga sekitar 68% sebelum secara bertahap naik dan stabil di kisaran 94–96% setelah epoch ke-20. Perbedaan antara Akurasi Pelatihan (100%) dan Akurasi Validasi (94–96%) menunjukkan kesenjangan generalisasi sedang yang tetap berada dalam batas yang dapat diterima untuk aplikasi klasifikasi gambar, dan menegaskan bahwa model tidak mengalami overfitting yang signifikan selama proses pelatihan.

3.2. Diskusi

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model *MobileNetV3*, dengan menggunakan pendekatan *transfer learning*, mampu mengklasifikasikan tujuh varietas mangga dengan tingkat akurasi yang tinggi, yaitu 94,09%. Pencapaian ini menunjukkan bahwa arsitektur *Convolutional Neural Network* yang ringan, dikombinasikan dengan bobot yang telah ditraining sebelumnya dari ImageNet, dapat secara efektif beradaptasi dengan karakteristik dataset mangga lokal Indonesia. Keberhasilan ini juga didukung oleh proses prapemrosesan yang tepat, termasuk normalisasi statistik berbasis ImageNet dan augmentasi data berupa rotasi, pembalikan horizontal, dan variasi kecerahan, yang meningkatkan generalisasi model [3].

Pada pembahasan dengan studi-studi sebelumnya yang menerapkan arsitektur CNN untuk klasifikasi citra pertanian, [3] menggunakan metode jaringan saraf tiruan (JST) backpropagation dengan fitur-fitur yang diekstraksi secara manual termasuk nilai RGB, keliling, dan dimensi fisik buah untuk mengklasifikasikan varietas mangga, dengan tingkat akurasi 95,31% menggunakan validasi k-fold. Meskipun akurasi ini sedikit lebih tinggi, pendekatan yang digunakan masih bergantung pada fitur yang diekstraksi secara manual, sehingga kurang fleksibel untuk diterapkan pada dataset berskala besar. Penelitian ini menunjukkan bahwa CNN dengan pembelajaran transfer mampu mengekstraksi fitur secara otomatis sekaligus mencapai akurasi yang kompetitif tanpa perlu rekayasa fitur manual.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi varietas mangga berbasis web dengan menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network MobileNetV3* dan pendekatan *transfer learning* pada kumpulan data yang terdiri dari 3.850 gambar yang mencakup tujuh varietas mangga: Arumanis, Golek, Manalagi, Gedong Gincu, Indramayu, Apel, dan Madu. Sistem yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan tujuh varietas mangga

tersebut secara otomatis dengan akurasi keseluruhan sebesar 94,09%, presisi sebesar 94,18%, recall sebesar 94,09%, dan F1-Score sebesar 94,10%, yang menunjukkan kinerja yang baik dan konsisten pada semua varietas yang diuji. Hasil ini membuktikan bahwa kombinasi arsitektur MobileNetV3 dengan metode *transfer learning* dapat diterapkan secara efektif dalam sistem klasifikasi gambar berbasis web tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual atau perangkat keras berkapasitas tinggi. Sistem ini berpotensi diterapkan secara praktis sebagai alat yang objektif dan konsisten untuk mengidentifikasi varietas mangga bagi petani, pedagang, dan industri pengolahan mangga di Indonesia, sekaligus berfungsi sebagai alternatif dari metode identifikasi manual yang selama ini dianggap subjektif dan tidak konsisten. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk memperluas ukuran dan keragaman dataset dengan memasukkan variasi kondisi pencahayaan dan sudut kamera yang lebih luas, serta mengeksplorasi arsitektur deep learning yang lebih canggih dan menambahkan fitur untuk deteksi kematangan serta identifikasi penyakit mangga guna meningkatkan fungsionalitas sistem secara keseluruhan.

Referensi

- [1] A. Dirpan, A. N. Rahman, M. T. Sapsal, M. M. Tahir, and S. Dewitara, "Perubahan Warna dan Organoleptik Buah Mangga Golek (*Mangifera indica* L.) pada Metode Penyimpanan Zero Energy Cool Chamber (ZECC) dengan Kombinasi Pengemasan," *J. Agroteknologi*, vol. 15, no. 2, pp. 120–129, 2021.
- [2] F. D. Kristiana, L. Maulidiana, and M. T. Arman, "Perencanaan Nama Merek Manisan Mangga Indramayu Kering Berbasis Nilai Pelanggan," *J. Inov. Bisnis dan Manaj. Indones.*, vol. 6, no. 1, pp. 45–53, 2021.
- [3] F. Jamaludin, M. Rozikin, and D. Irawan, "Klasifikasi Jenis Buah Mangga dengan Metode Backpropagation," in *Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Informatika (SNATIF)*, Kudus: Universitas Muria Kudus, 2021.
- [4] D. Hidayat, "No Title," vol. 5, pp. 98–103, 2022.
- [5] R. Mardianto *et al.*, "JOURNAL OF APPLIED COMPUTER SCIENCE AND TECHNOLOGY (JACOST) Perbandingan Metode Random Forest , Convolutional Neural Network , dan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Jenis Mangga," vol. 5, no. 1, pp. 63–71, 2024.
- [6] A. F. Jauhari, "Klasifikasi Jenis Beras Menggunakan Metode Convolutional Neural Network pada Arsitektur MobileNet," Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, Malang, 2022.
- [7] et al Masparudin, "Pengembangan Sistem Klasifikasi Buah Apel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Arsitektur MobileNet pada Platform Android Development of Apple Fruit Classification System using Convolutional Neural," vol. 13, no. Nomor 1, pp. 230–243, 2024.
- [8] A. Hidayat, F. S. Ash-shiddiq, and F. Amalya, "Pengembangan Aplikasi Klasifikasi Makanan Dengan Metode Transfer Learning Menggunakan MobilenetV2 dan Integrasi Api Nutrisi Berbasis Web," vol. 4, pp. 2397–2419, 2024.
- [9] D. P. Sinaga and N. Khairina, "INCODING : Journal of Informatic and Computer Science Engineering Penerapan Mobilenetv3 Untuk Klasifikasi Jenis Bahan Pakaian Application of Mobilenetv3 for Classification of Clothing Material Types," vol. 4, no. 1, pp. 1–8, 2024, doi: 10.34007/incoding.v4i1.469.
- [10] S. D. Wahyuni and R. H. Kusumodestoni, "Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 2, pp. 56–64, 2024, doi: 10.47065/bit.v5i2.1247.
- [11] W. Erawati, S. Heristian, and R. A. Purnama, "Computer Science (CO-SCIENCE) Rancang Bangun Sistem Informasi Akademik Berbasis Website Dengan Metode SDLC," vol. 3, no. 2, pp. 68–77, 2023.
- [12] B. Chen, N. Mustakin, A. Hoang, S. Fuad, and D. Wong, "VSCuda: LLM-Based CUDA Extension for Visual Studio Code," in *Workshops of The International Conference on High Performance Computing, Network, Storage, and Analysis (SC-W 2023)*, Denver, USA: ACM, 2023. doi: 10.1145/3624062.3624064.
- [13] M. H. Anuar, H. Ismail, and I. Ahmady, "Animal Species Classification using Convolutional Neural Network," in *Proceedings of the 8th International Conference on Software Engineering and Information Management (ICSIM 2025)*, Singapore: ACM, 2025. doi: 10.1145/3725899.3725936.
- [14] J. Antonio, E. Cujae, and T. U. Berlin, "CNN-based solution for mango classification in agricultural environments," no. Xx, pp. 1–15.
- [15] B. Hnatkowska and M. Cebinka, "Activity Diagram Generation Based on Use-Case Textual Specification," *Comput. Informatics*, vol. 40, no. 4, pp. 772–795, 2021, doi: 10.31577/cai_2021_4_772.
- [16] S. Sato and T. Nakamaru, "Multiverse Notebook: Shifting Data Scientists to Time Travelers," *Proc. ACM Program. Lang.*, vol. 8, no. OOPSLA1, 2024, doi: 10.1145/3649838.
- [17] J. R. Hidayat, T. Informatika, and U. B. Darma, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Nanas di Kota Prabumulih Menggunakan Model Transfer Learning Berbasis," vol. 24, no. 4, pp. 1102–1111, 2025.