

Komparasi Kinerja ResNet50 dan MobileNetV2 pada Klasifikasi Citra Multi-Domain

Herlawati Herlawati ^{1*}, Andy Achmad Hendharsetiawan ², Wowon Priatna ³,
Afina Putri Dzulqiyana ⁴, Regita Ari Rahmadanti ⁵

^{1,2,3,4,5} Informatika/ Fakultas Ilmu Komputer/Universitas Bhayangkara Jakarta Raya
*email: herlawati@ubharajaya.ac.id

DOI: <https://doi.org/10.31603/komtika.v10.i1.16926>

ABSTRACT

This study aims to compare the performance of the Convolutional Neural Network (CNN) architectures ResNet50 and MobileNetV2 in multi-domain image classification, namely herbal leaf images and facial skin undertone images. The herbal plant dataset consists of 11 classes of leaf images, while the skin undertone dataset includes warm, cool, and neutral categories obtained from secondary and primary data sources. The research stages include image preprocessing, model training using transfer learning, and performance evaluation using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix. The results show that ResNet50 achieved better performance than MobileNetV2 in both classification domains. In herbal plant classification, ResNet50 achieved an accuracy of 95.00%, while MobileNetV2 obtained 94.09%. In facial skin undertone classification, ResNet50 achieved an accuracy of 89.3% and a weighted F1-score of 0.893, whereas MobileNetV2 achieved an accuracy of 68.3% and a weighted F1-score of 0.684. These findings indicate that ResNet50 is more effective and stable than MobileNetV2 for multi-domain image classification.

Keywords: ResNet50, MobileNetV2, Klasifikasi Citra Multi-Domain, Transfer Learning, Convolutional Neural Network.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) ResNet50 dan MobileNetV2 pada klasifikasi citra multi-domain, yaitu citra daun tanaman herbal dan undertone kulit wajah. Dataset tanaman herbal terdiri dari 11 kelas citra daun, sedangkan dataset undertone kulit wajah mencakup kategori warm, cool, dan neutral yang diperoleh dari sumber sekunder dan data primer. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan citra, pelatihan model menggunakan transfer learning, serta evaluasi performa menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ResNet50 memperoleh performa lebih baik dibandingkan MobileNetV2 pada kedua domain klasifikasi. Pada klasifikasi tanaman herbal, ResNet50 mencapai akurasi 95,00%, sedangkan MobileNetV2 memperoleh 94,09%. Pada klasifikasi undertone kulit wajah, ResNet50 memperoleh accuracy 89,3% dan weighted F1-score 0,893, sementara MobileNetV2 mencapai accuracy 68,3% dan weighted F1-score 0,684. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ResNet50 lebih efektif dan stabil dibandingkan MobileNetV2 dalam klasifikasi citra multi-domain.

Kata Kunci: ResNet50, MobileNetV2, Klasifikasi Citra Multi-Domain, Pembelajaran Transfer, Jaringan Saraf Konvolusional.

PENDAHULUAN

Pemanfaatan teknologi pengolahan citra digital dan Artificial Intelligence (AI) terus berkembang dalam berbagai bidang, termasuk identifikasi tanaman herbal dan klasifikasi undertone kulit wajah. Tanaman herbal merupakan salah satu sumber daya alam yang banyak

dimanfaatkan masyarakat sebagai bahan pendukung pengobatan tradisional maupun Kesehatan [1]. Seiring meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap penggunaan bahan alami, pemanfaatan tanaman herbal di Indonesia juga mengalami peningkatan dari tahun ke tahun [2]. Kondisi tersebut menjadikan proses identifikasi tanaman herbal penting dilakukan agar pemanfaatannya sesuai dengan karakteristik dan khasiat masing-masing tanaman. Namun, beberapa jenis tanaman herbal memiliki kemiripan karakteristik daun, seperti bentuk, tekstur, warna, dan pola tulang daun, sehingga proses identifikasi secara visual menjadi sulit dilakukan [3]. Selain itu, faktor pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang citra juga dapat mempengaruhi hasil identifikasi tanaman herbal.

Di sisi lain, klasifikasi *undertone* kulit wajah juga menjadi salah satu penerapan pengolahan citra digital yang berkembang pesat. Informasi mengenai *undertone* kulit memiliki peranan penting dalam bidang kosmetik dan fashion karena dapat membantu menentukan warna produk yang sesuai dengan karakteristik kulit pengguna. Akan tetapi, proses identifikasi *undertone* kulit masih banyak dilakukan secara manual sehingga bersifat subjektif dan berpotensi menimbulkan ketidakkonsistenan hasil klasifikasi [4]. Faktor eksternal seperti pencahayaan, kualitas kamera, dan sudut pengambilan gambar juga memengaruhi proses identifikasi warna kulit wajah. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis yang mampu mengenali pola visual secara lebih akurat dan konsisten.

Metode deep learning, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), banyak digunakan dalam klasifikasi citra karena mampu mengekstraksi fitur visual secara efektif melalui beberapa lapisan jaringan [5]. CNN merupakan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang dirancang untuk menangani permasalahan klasifikasi citra secara lebih optimal dalam berbagai bidang penerapan AI modern [6][7]. Di antara berbagai arsitektur CNN, ResNet50 dan MobileNetV2 merupakan dua model yang banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi citra. ResNet50 memiliki kemampuan mempertahankan performa pada jaringan yang dalam melalui penggunaan residual block sehingga mampu meningkatkan akurasi model secara efektif [8]. Sementara itu, MobileNetV2 dirancang dengan fokus pada efisiensi komputasi dan latensi rendah melalui penggunaan *depthwise separable convolution* dan *inverted residual block*, sehingga cocok diterapkan pada aplikasi mobile dan sistem real-time [9].

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan performa yang baik dari kedua arsitektur tersebut. MobileNetV2 dilaporkan memperoleh akurasi sebesar 94% pada klasifikasi tanaman herbal berbasis citra daun [10], sedangkan ResNet50 mencapai akurasi sebesar 91% pada klasifikasi citra tanaman [11]. Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada satu domain klasifikasi tertentu dan belum banyak mengkaji perbandingan performa kedua model pada klasifikasi citra multi-domain. Selain itu, penelitian terkait klasifikasi *undertone* kulit wajah menggunakan perbandingan ResNet50 dan MobileNetV2 juga masih terbatas, terutama pada klasifikasi kategori warm, cool, dan neutral [12]; ([13].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini melakukan analisis komparatif ResNet50 dan MobileNetV2 pada klasifikasi citra multi-domain yang meliputi citra daun tanaman herbal dan *undertone* kulit wajah menggunakan pendekatan transfer learning. Hal-hal yang akan dilakukan dalam analisis komparatif yaitu: membandingkan akurasi, precision,

recall, F1-score, confusion matrix, stabilitas multi-domain, dan kompleksitas komputasi (jumlah parameter, waktu training, ukuran model) antara ResNet50 dan MobileNetV2.

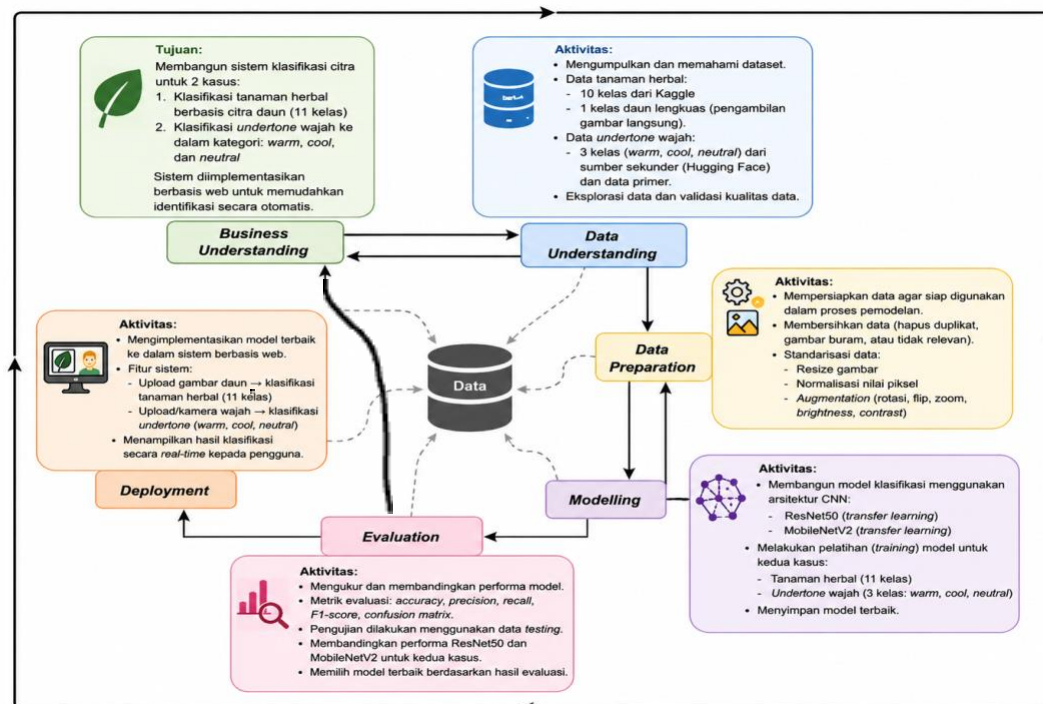
Dataset tanaman herbal terdiri dari 11 kelas citra daun, sedangkan dataset *undertone* kulit wajah terdiri dari kategori warm, cool, dan neutral yang diperoleh dari data sekunder maupun data primer. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan citra, pelatihan model, dan evaluasi performa menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta *confusion matrix*. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi arsitektur CNN yang lebih efektif dan stabil untuk diterapkan pada berbagai kasus klasifikasi citra berbasis *deep learning*, baik pada domain identifikasi tanaman herbal maupun klasifikasi *undertone* kulit wajah.

METODE

Penelitian ini menggunakan metodologi *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) sebagai acuan dalam proses pengolahan data dan pengembangan model klasifikasi tanaman herbal berbasis citra daun dan mengklasifikasikan *undertone* wajah ke dalam kategori warm, cool, dan neutral. Metode *deep learning* dengan arsitektur ResNet50 dan MobileNetV2 berbasis transfer learning diterapkan untuk melakukan klasifikasinya.

CRISP-DM

Metode CRISP-DM dipilih karena memiliki alur yang terstruktur dan fleksibel serta telah menjadi standar dalam pengembangan proyek data mining. Selain itu, CRISP-DM mampu membantu proses analisis data secara menyeluruh, mulai dari memahami tujuan penelitian hingga menghasilkan model yang dapat diimplementasikan dengan baik [14]. Berdasarkan Gambar 1. menunjukkan alur metodologi *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang digunakan dalam penelitian ini.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 1. Metodologi CRISP-DM

Metodologi ini terdiri dari enam tahapan utama, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Setiap tahapan saling terhubung dan membentuk suatu proses yang sistematis dalam pengembangan model klasifikasi citra tanaman herbal dan undertone kulit wajah.

ResNet50

ResNet50 merupakan salah satu model arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan oleh *Microsoft Research* pada tahun 2015. Istilah “ResNet” merupakan singkatan dari “*Residual Network*”, yang mengacu pada penggunaan blok residu (*residual block*) dalam arsitektur ini. Arsitektur ini banyak digunakan dalam berbagai tugas penglihatan komputer, seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi citra [11]. ResNet50 terdiri dari 50 lapisan dan menerapkan konsep *residual learning* untuk mempermudah proses pelatihan pada jaringan yang lebih dalam dan kompleks. Hal ini memungkinkan model mempelajari representasi data secara lebih efektif dan meminimalkan kesalahan dalam proses pelatihan [15].

Secara matematis, konsep *residual learning* pada arsitektur ResNet50 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$y = F(x, W_i) + x \quad (1)$$

Keterangan:

x = input dari layer sebelumnya.
 $F(x, W_i)$ = fungsi *residual* yang dipelajari oleh jaringan.
 y = output akhir setelah ditambahkan dengan input.

MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang untuk menghasilkan model dengan ukuran ringan dan komputasi yang efisien, tanpa mengurangi kinerja secara signifikan. Arsitektur MobileNetV2 menerapkan konsep *Depthwise Separable Convolution* sebagai komponen utama, yang bertujuan mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi dibandingkan konvolusi standar. Secara teknis, *Depthwise Separable Convolution* membagi proses konvolusi menjadi dua tahap, yaitu *depthwise convolution* yang menerapkan filter secara terpisah pada setiap kanal input, serta *pointwise convolution* berukuran 1×1 yang berfungsi menggabungkan hasil ekstraksi fitur tersebut [16].

MobileNetV2 menggunakan *depthwise separable convolution* untuk meningkatkan efisiensi komputasi dalam mengekstraksi fitur. Metode ini membagi proses konvolusi menjadi dua bagian utama, yaitu *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*, yang masing-masing berfungsi dalam tahap ekstraksi dan penggabungan fitur. Secara matematis, proses tersebut dapat direpresentasikan melalui persamaan berikut.

$$y = DConv(x) + PConv(x) \quad (2)$$

Keterangan:

x = input feature map.
 $DConv$ = *depthwise convolution* (konvolusi per chanel).
 $PConv(x)$ = *pointwise convolution* (1×1 convolution antar chanel).
 y = output feature map.

Selain itu, MobileNetV2 juga menggunakan konsep *inverted residual connection* yang berfungsi untuk menjaga informasi fitur agar tetap stabil selama proses pembelajaran jaringan. Konsep ini dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$y = x + F(x) \tag{3}$$

Keterangan:

- x = *input feature*.
- $F(x)$ = hasil transformasi dari blok konvolusi (*interved residual block*).
- y = *output* akhir.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini membahas proses klasifikasi tanaman herbal berbasis citra daun dan undertone kulit wajah menggunakan arsitektur ResNet50 dan MobileNetV2. Pada bagian ini disajikan hasil implementasi model serta pembahasan berdasarkan tahapan *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM), mulai dari *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, hingga *Deployment*. Hasil penelitian ditampilkan dalam bentuk tabel, grafik, dan visualisasi untuk mempermudah analisis performa model dalam mengklasifikasikan citra daun tanaman herbal.

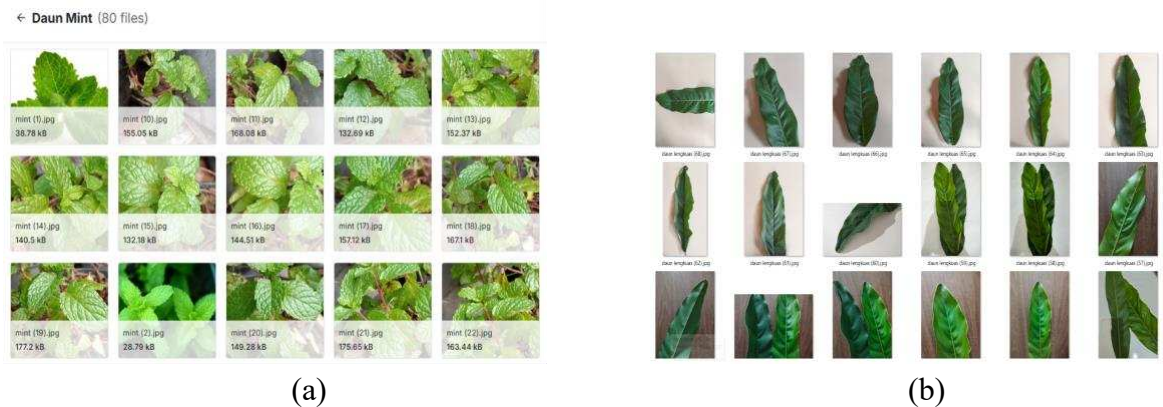
Business Understanding

Pada tahap Business Understanding, penelitian ini mengidentifikasi permasalahan pada klasifikasi citra tanaman herbal dan undertone kulit wajah yang masih sulit dilakukan secara manual akibat kemiripan karakteristik visual, variasi kualitas citra, serta pengaruh pencahayaan dan sudut pengambilan gambar. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian mengembangkan sistem klasifikasi berbasis Deep Learning menggunakan arsitektur ResNet50 dan MobileNetV2 guna membandingkan performa kedua model dalam melakukan klasifikasi secara otomatis, akurat, dan efisien. Sistem yang dibangun diharapkan mampu membantu proses identifikasi tanaman herbal serta klasifikasi undertone kulit wajah secara cepat dan konsisten, serta dapat diterapkan sebagai pendukung pada bidang kesehatan, fashion, dan kecantikan.

Data Understanding

a) Tanaman Herbal

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 10 kelas tanaman herbal berbasis citra daun.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 2. Sample Dataset

Data sekunder [17] pada Gambar 2 (a) diperoleh dari *platform Kaggle* milik Anefia Mutiara Atha dan terdiri dari 10 kelas tanaman herbal, yaitu daun teh hijau, daun sirsak, lidah buaya, daun sirih, daun pepaya, daun kunyit, daun mint, daun kari, daun kemangi, dan daun jambu biji dengan total 1.000 citra. Sedangkan data primer pada Gambar 2 (b) merupakan citra daun lengkuas yang dikumpulkan secara langsung oleh peneliti sebanyak 100 citra. Dataset dibagi dengan proporsi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian sehingga total data yang digunakan sebanyak 1.100 citra. Seluruh dataset digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi tanaman herbal.

Undertone Kulit Wajah

Data sekunder Gambar 3 (a) yang berjumlah 1.094 citra, terdiri dari kelas *warm* (419 citra), *cool* (399 citra), dan *neutral* (276 citra). Sedangkan data primer Gambar 3 (b) yaitu berjumlah 30 citra, dengan kelas *warm* (9 citra), *cool* (6 citra), dan *neutral* (15 citra).



Sumber: Hasil Penelitian (2026)
Gambar 3. (a) Dataset Sekunder, (b) Dataset Primer

Total keseluruhan dataset yang digunakan sebanyak 1.124 citra wajah, dengan rincian kelas *warm* 429 citra (38,08%), *cool* 409 citra (36,03%), dan *neutral* 286 citra (25,89%) yang disajikan dalam bentuk tabel distribusi pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Data Mentah			
Sumber Data	Kelas	Jumlah Citra	Persentase (%)
Data Sekunder	Cool	399	35,50%
	Neutral	276	24,56%
	Warm	419	37,28%
Data Primer	Cool	6	0,53%
	Neutral	15	1,33%
	Warm	9	0,80%
Total	Cool	409	36,03%
	Neutral	286	25,89%
	Warm	429	38,08%
Keseluruhan		1.124	100%

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Data Preparation

a) Tanaman Herbal

Pada tahap *Data Preparation* dilakukan *preprocessing* citra yang meliputi *resize* citra, normalisasi nilai piksel, augmentasi data, dan implementasi *ImageDataGenerator* untuk mempersiapkan data sebelum proses pelatihan model.

1. *Resize* dan Normalisasi Nilai Piksel

Seluruh citra diubah menjadi ukuran 224×224 piksel agar sesuai dengan input arsitektur ResNet50 dan MobileNetV2, *batch size* 32. Selain itu, dilakukan normalisasi nilai piksel menggunakan fungsi *preprocess_input* untuk meningkatkan stabilitas dan performa pelatihan model.

2. Data Augmentation

Pada tahap ini dilakukan augmentasi data pada citra pelatihan untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi risiko overfitting. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi rotasi, pergeseran horizontal dan vertikal, zoom, serta horizontal flip.

3. Implementasi *ImageDataGenerator*

Implementasi *ImageDataGenerator* dilakukan untuk mengintegrasikan proses *preprocessing*, augmentasi, serta pemuatan data citra secara otomatis dalam bentuk *batch* selama proses pelatihan model. Penggunaan *ImageDataGenerator* membantu proses pemuatan data menjadi lebih efisien dan terstruktur selama pelatihan model berlangsung.

b) Undertone Kulit Wajah

Proses pada *data preparation* yang dilakukan meliputi beberapa tahapan *diantaranya* yaitu:

1. *Preprocessing* Wajah

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mengolah citra wajah sebelum proses pelatihan model dengan menggunakan kelas *FaceProcessor*. Proses ini meliputi penyeragaman pencahayaan menggunakan *Color Constancy* (Minkowski norm), deteksi wajah dengan *BlazeFace Short Range* (*MediaPipe*), serta *cropping* pada area tengah wajah (30%–70%) yang difokuskan pada bagian penting seperti pipi, dahi, dan hidung. Selanjutnya citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel, dan hasil keseluruhan *preprocessing* ditunjukkan pada Gambar 4.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 4. Hasil *Preprocessing* Wajah

2. Pembagian Data Setelah *Preprocessing* Area Wajah

Setelah *preprocessing*, dataset dibagi menjadi data latih dan data validasi menggunakan metode *stratified split* dengan rasio 80:20. Metode ini digunakan untuk menjaga keseimbangan distribusi setiap kelas (*cool*, *neutral*, dan *warm*) pada kedua subset data, sehingga proses pelatihan model menjadi lebih stabil dan representatif. Hasil pembagian data setelah *preprocessing* ditunjukkan dalam distribusi data di Tabel 2.

Tabel 2. Distribusi Data Setelah *Cropping* (*Cropped*)

Kelas	Total Data	Data Latih (80%)	Data Validasi (20%)
<i>Cool</i>	405	324	81
<i>Neutral</i>	289	231	58
<i>Warm</i>	426	341	85
Total	1.120	896	224

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

3. *Augmentasi* Data

Untuk meningkatkan variasi data latih dan mengurangi *overfitting*, dilakukan augmentasi menggunakan *ImageDataGenerator* dari *TensorFlow Keras*. Teknik yang diterapkan meliputi *horizontal flip*, rotasi hingga 15°, zoom 0–20%, serta pengaturan *brightness* 0,7-1,3. Augmentasi hanya diterapkan pada data latih, sementara data validasi tetap menggunakan data asli agar hasil evaluasi model tetap objektif.

Modeling

Proses pelatihan dilakukan menggunakan *callback* berupa *EarlyStopping* dan *ReduceLROnPlateau* untuk meningkatkan efisiensi pelatihan model. Konfigurasi pelatihan model yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3 (Tanaman Herbal).

Tabel 3. Konfigurasi *Training*

Parameter	Nilai
<i>Optimizer</i>	<i>Adam</i>
<i>Learning Rate</i>	0.001
<i>Epoch</i>	40
<i>Loss Function</i>	<i>Categorical Crossentropy</i>
<i>Metrics</i>	<i>Accuracy</i>

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Hyperparameter ditentukan dan diuji secara bertahap untuk melihat pengaruhnya terhadap akurasi dan performa pelatihan model sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4. (Undertone Kulit Wajah).

Tabel 4. Konfigurasi *Hyperparameter*

<i>Hyperparameter</i>	<i>Score</i>
<i>Learning Rate</i>	1×10^{-4} (0,0001)
<i>Maks. Epoch</i>	50
<i>Optimizer</i>	<i>Adam</i>
<i>Batch Size</i>	16
<i>EarlyStopping Patience</i>	10
<i>Label Smoothing</i>	0,1
<i>L2 Regularization</i>	0,01
<i>Dropout Rate</i>	0,4
<i>Fine-tuning</i>	Tidak (<i>frozen</i>)

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Hyperparameter yang digunakan dalam proses *training*, meliputi *learning rate*, *epoch*, *optimizer*, *batch size*, serta teknik regularisasi seperti *dropout*, *label smoothing*, dan *L2 regularization*. Seluruh parameter tersebut digunakan sebagai pengaturan utama dalam pelatihan model untuk mengoptimalkan performa klasifikasi *undertone* kulit wajah.

Evaluation

Setelah tahap *modelling*, hasil pengujian disajikan dalam bentuk *classification report* dan *confusion matrix* untuk mengukur performa model dalam mengklasifikasi citra daun tanaman herbal dan *undertone* kulit wajah. Hasil *classification report* pada arsitektur ResNet50 ditunjukkan pada Tabel 5 dan Tabel 6.

Tabel 5. *Classification Report* Model ResNet50 dan MobileNetV2 (Tanaman Herbal)

Kelas	<i>Precision</i>		<i>Recall</i>		<i>F1-score</i>		<i>Support</i>	
	ResNet50	MobileNetV2	ResNet50	MobileNetV2	ResNet50	MobileNetV2	ResNet50	MobileNetV2
Daun Jambu Biji	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	20	20
Daun Kari	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	20	20
Daun Kemangi	0.93	0.85	0.65	0.55	0.76	0.67	20	20
Daun Kunyit	1.00	0.87	1.00	1.00	1.00	0.93	20	20
Daun Lengkuas	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	20	20
Daun Mint	0.91	0.80	1.00	1.00	0.95	0.89	20	20
Daun Pepaya	0.95	0.95	1.00	1.00	0.98	0.98	20	20
Daun Sirih	0.95	1.00	1.00	1.00	0.98	1.00	20	20
Daun Sirsak	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	20	20
Lidah Buaya	1.00	1.00	0.85	0.95	0.92	0.97	20	20
Teh Hijau	0.76	0.89	0.95	0.85	0.84	0.87	20	20
	<i>Accuracy</i>				0.95	0.94	220	220
<i>Macro Avg</i>	0.95	0.94	0.95	0.94	0.95	0.94	220	220
<i>Weighted Avg</i>	0.95	0.94	0.95	0.94	0.95	0.94	220	220

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Berdasarkan Tabel 5, model ResNet50 memperoleh akurasi pengujian sebesar 95,00% dan nilai *loss* 0,1566. Sebagian besar kelas memiliki nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang sangat baik. Model MobileNetV2 memperoleh akurasi pengujian sebesar 94,09% dengan nilai *loss* 0,1931. Sebagian besar kelas memiliki nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang baik.

Sedangkan untuk penelitian *undertone* kulit wajah, hasil pengujian disajikan dalam bentuk *classification report* Tabel 6 dan *confusion matrix* untuk mengevaluasi kemampuan model ke dalam kelas (*cool*, *neutral*, *warm*).

Tabel 6. *Classification Report* Model ResNet50 dan MobileNetV2 (Undertone Kulit Wajah)

Model	Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
MobileNetV2	<i>Cool</i>	0,675	0,691	0,683	81
	<i>Neutral</i>	0,610	0,621	0,615	58
	<i>Warm</i>	0,744	0,718	0,731	85
	<i>Macro Avg</i>	0,676	0,677	0,676	224
	<i>Weighted Avg</i>	0,686	0,683	0,684	224
	<i>Accuracy</i>	-	-	0,683	224
ResNet50	<i>Cool</i>	0,957	0,827	0,888	81
	<i>Neutral</i>	0,897	0,897	0,897	58
	<i>Warm</i>	0,844	0,953	0,895	85
	<i>Macro Avg</i>	0,899	0,892	0,893	224
	<i>Weighted Avg</i>	0,896	0,893	0,893	224
	<i>Accuracy</i>	-	-	0,893	224

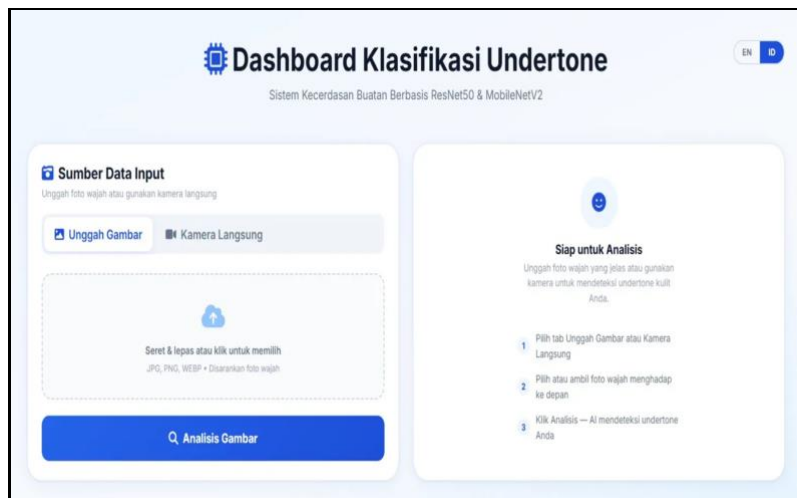
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Berdasarkan Tabel 6, ResNet50 menunjukkan performa terbaik dengan akurasi sebesar 89,3% dan *weighted F1-score* 0,893. Sebaliknya, MobileNetV2 memiliki performa lebih rendah dengan akurasi 68,3% dan *weighted F1-score* 0,684. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ResNet50 memberikan performa yang lebih baik dibandingkan MobileNetV2 pada kedua domain klasifikasi. Keunggulan ini terutama dipengaruhi oleh arsitektur ResNet50 yang menggunakan mekanisme residual learning melalui skip connection, sehingga mampu mengatasi masalah vanishing gradient dan mempertahankan kualitas pembelajaran pada jaringan yang lebih dalam. Dengan kedalaman 50 lapisan, ResNet50 memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang lebih kompleks dan representatif dibandingkan MobileNetV2 yang dirancang sebagai model ringan (*lightweight*) dengan fokus pada efisiensi komputasi. Kemampuan tersebut menjadi penting pada klasifikasi citra multi-domain, khususnya citra undertone kulit wajah yang memiliki perbedaan warna yang halus dan sulit dibedakan. Selain itu, karena kedua model dilatih menggunakan skema transfer learning, dataset, dan parameter pelatihan yang sama, perbedaan performa lebih banyak dipengaruhi oleh karakteristik arsitektur model daripada faktor hyperparameter. Hal ini terlihat dari hasil evaluasi yang menunjukkan bahwa ResNet50 mampu mempertahankan akurasi dan nilai F1-score yang lebih tinggi serta lebih konsisten pada kedua domain, sehingga lebih efektif dan stabil dalam menangkap pola visual yang beragam dibandingkan MobileNetV2.

Deployment

a) Deployment Undertone Kulit Wajah

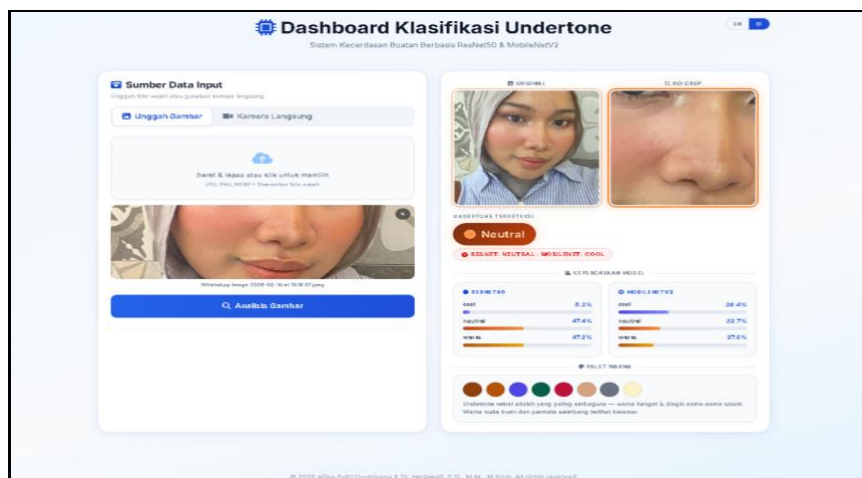
Pada tahap *deployment*, model diimplementasikan ke dalam bentuk aplikasi nyata yang memberikan rekomendasi seperti pemilihan warna pakaian atau hijab. Penelitian ini menghasilkan antarmuka *web* berupa *Dashboard* Klasifikasi *Undertone* yang mengintegrasikan ResNet50 dan MobileNetV2, yang dapat digunakan secara *real-time*. Sistem dibangun berbasis CNN dengan memanfaatkan bobot model (.h5) dari hasil pelatihan terbaik.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 5. Tampilan Antarmuka Dashboard Klasifikasi *Undertone* dan Hasil Klasifikasi Unggah Gambar

Gambar 5 menampilkan Dashboard Klasifikasi Undertone, yaitu sebuah sistem kecerdasan buatan berbasis ResNet50 dan MobileNetV2 yang digunakan untuk mendeteksi jenis undertone kulit wajah seseorang. Pada tampilan pertama, pengguna dapat mengunggah foto wajah atau menggunakan kamera secara langsung melalui menu “Unggah Gambar” dan “Kamera Langsung”. Sistem kemudian akan melakukan analisis terhadap gambar wajah yang dimasukkan untuk menentukan kategori undertone kulit secara otomatis.

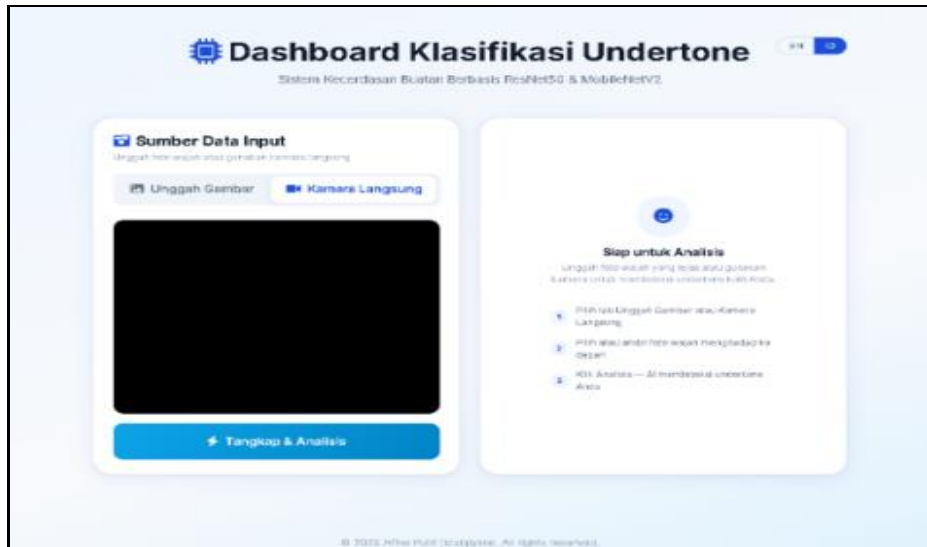


Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 6. Tampilan Antarmuka Hasil Klasifikasi Unggah Gambar

Pada Gambar 6 terlihat hasil analisis setelah foto berhasil diproses oleh sistem. Sistem mendeteksi undertone kulit pengguna sebagai Neutral, yaitu perpaduan seimbang antara warna hangat dan dingin. Dashboard juga menampilkan tingkat kepercayaan model dari ResNet50 dan MobileNetV2 dalam bentuk persentase untuk kategori cool, neutral, dan warm. Selain itu, terdapat rekomendasi palet warna yang cocok dengan undertone tersebut sehingga

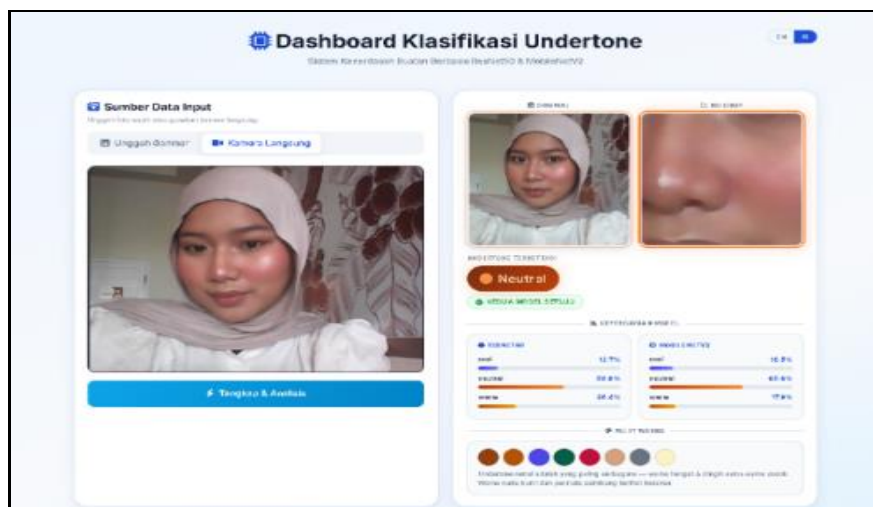
pengguna dapat memilih warna makeup, pakaian, atau aksesoris yang sesuai dengan karakteristik warna kulitnya.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 7. Tampilan Awal Menu Kamera Langsung

Gambar 7 menunjukkan proses penggunaan Dashboard Klasifikasi Undertone, yaitu sistem berbasis kecerdasan buatan yang menggunakan model ResNet50 dan MobileNetV2 untuk mendeteksi undertone kulit wajah. Pada tampilan pertama, pengguna memilih fitur Kamera Langsung untuk mengambil foto wajah secara real-time. Setelah wajah ditampilkan pada area kamera, pengguna dapat menekan tombol “Tangkap & Analisis” agar sistem melakukan proses identifikasi undertone secara otomatis.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 8. Tampilan Hasil Klasifikasi Kamera Langsung

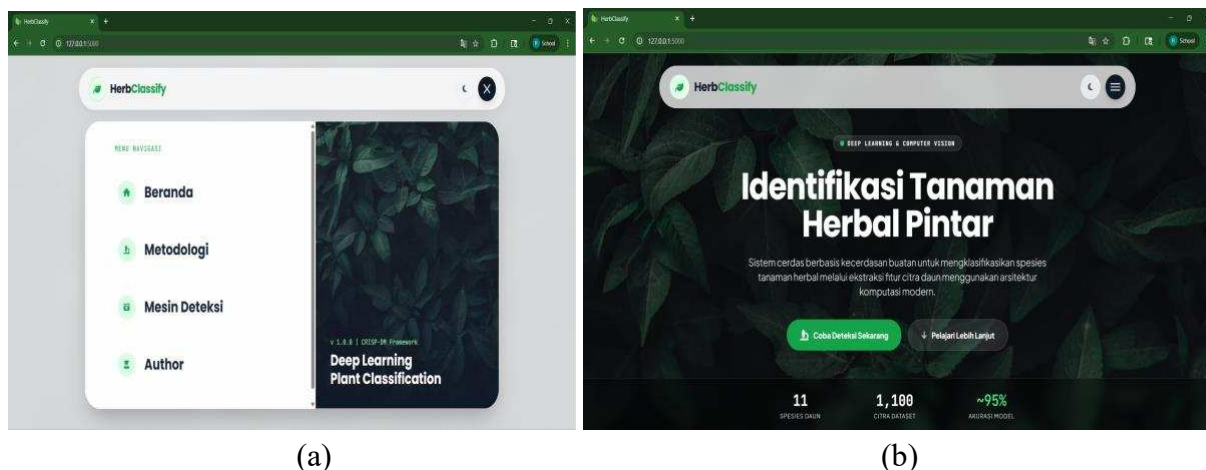
Pada Gambar 8 sistem berhasil menganalisis gambar wajah dan menghasilkan klasifikasi undertone Neutral. Hasil ini ditampilkan bersama tingkat kepercayaan dari kedua model AI terhadap kategori cool, neutral, dan warm. Selain itu, sistem juga menampilkan area wajah yang dianalisis (ROI Crop) serta rekomendasi palet warna yang cocok untuk undertone neutral. Dashboard ini membantu pengguna dalam menentukan warna makeup, pakaian, atau aksesoris yang sesuai dengan karakteristik warna kulit mereka.

b) Deployment Tanaman Herbal

Deployment merupakan tahap penerapan model ke dalam aplikasi berbasis *website* menggunakan *framework Flask* agar proses klasifikasi citra daun tanaman herbal dapat dilakukan secara otomatis dan *real-time*. Model yang telah dilatih diekspor ke dalam format (.h5) sebelum diintegrasikan ke dalam sistem *website*. Gambar 8 menunjukkan tampilan menu navigasi pada sistem klasifikasi tanaman herbal berbasis *website*.

Gambar 9 (a) menampilkan antarmuka aplikasi HerbClassify, yaitu sistem berbasis deep learning dan computer vision untuk mengidentifikasi atau mengklasifikasikan tanaman herbal melalui citra daun. Pada tampilan sebelah kanan terlihat halaman utama (landing page) dengan judul “Identifikasi Tanaman Herbal Pintar” yang menjelaskan bahwa sistem menggunakan teknologi kecerdasan buatan modern untuk mengenali spesies tanaman herbal. Selain itu, terdapat informasi jumlah spesies daun, dataset citra, dan tingkat akurasi model yang menunjukkan performa sistem dalam proses klasifikasi.

Sementara itu, Gambar 9 (b) menunjukkan menu navigasi aplikasi yang berisi beberapa fitur seperti Beranda, Metodologi, Mesin Deteksi, dan Author. Menu tersebut memudahkan pengguna untuk memahami alur kerja sistem, metode deep learning yang digunakan, serta melakukan proses deteksi tanaman herbal. Secara keseluruhan, aplikasi ini dirancang untuk membantu pengguna mengenali jenis tanaman herbal secara otomatis berdasarkan gambar daun yang diinput ke dalam sistem.



(a)

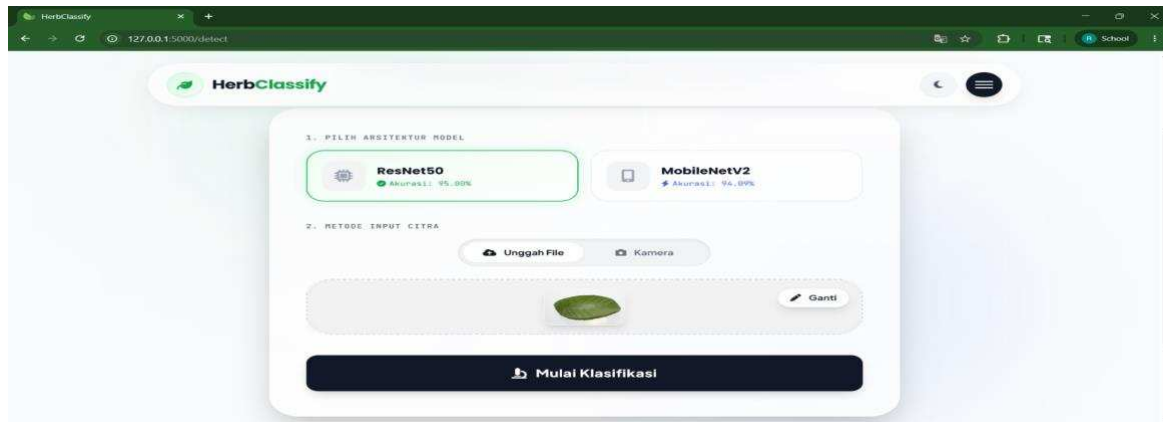
(b)

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 9. (a) Halaman Menu Navigasi dan (b) Halaman Beranda

Pada Gambar 10, dijelaskan HerbClassify adalah aplikasi web untuk mengklasifikasikan tanaman herbal menggunakan AI, dengan dua pilihan model yaitu ResNet50 (akurasi 95%) dan MobileNetV2 (akurasi 94,09%). Pengguna cukup mengunggah

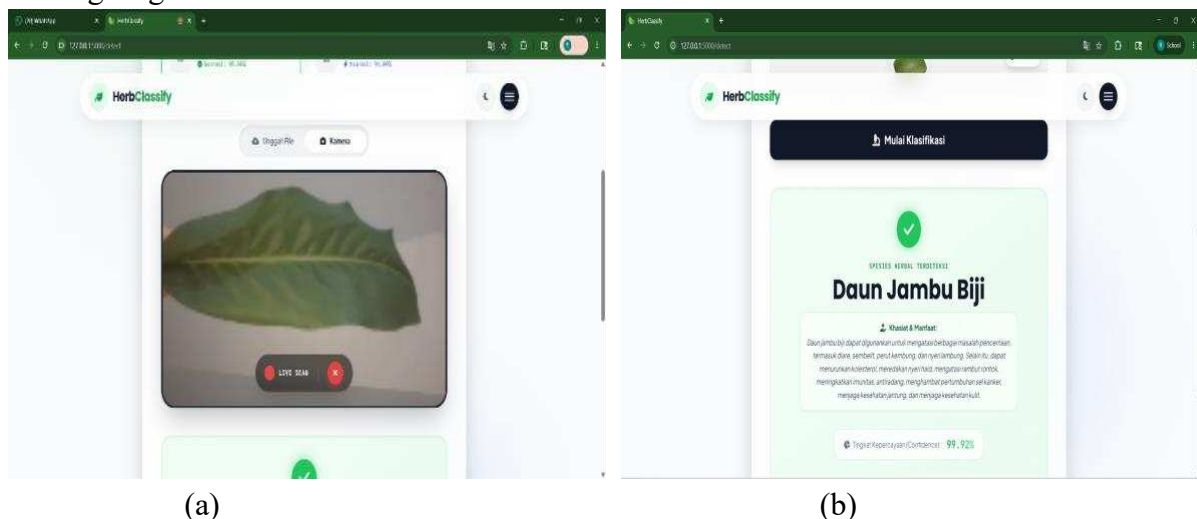
foto daun atau menggunakan kamera, lalu menekan tombol "**Mulai Klasifikasi**" untuk mendapatkan hasil identifikasi tanaman.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 10. Tampilan Unggah Citra Daun dan Tampilan Pratinjau Citra Daun

Gambar 11 (a) menampilkan fitur Live Scan pada aplikasi HerbClassify, di mana pengguna menggunakan kamera secara langsung untuk menangkap gambar daun tanaman. Terlihat sebuah daun hijau besar sedang discan melalui antarmuka kamera dengan tombol "Live Scan" berwarna merah yang aktif, menandakan proses pengambilan gambar sedang berlangsung secara real-time.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 11. (a) Tampilan Deteksi *Real-Time* Menggunakan Kamera, (b) Halaman Hasil Deteksi dan Klasifikasi Citra Daun.

Sedangkan Gambar 11 (b) menampilkan hasil klasifikasi setelah proses identifikasi selesai, di mana aplikasi berhasil mendeteksi bahwa daun tersebut adalah Daun Jambu Biji dengan tingkat kepercayaan (confidence) sebesar 99,92%. Selain nama spesies, aplikasi juga menampilkan informasi khasiat & manfaat dari daun jambu biji, seperti mengatasi masalah pencernaan, menurunkan kolesterol, meningkatkan imunitas, dan menjaga kesehatan kulit.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, sistem klasifikasi citra multi-domain menggunakan arsitektur ResNet50 dan MobileNetV2 berhasil dibangun dan diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis website menggunakan framework Flask. Sistem mampu melakukan klasifikasi citra secara otomatis dan real-time melalui fitur unggah gambar maupun kamera langsung pada dua kasus, yaitu klasifikasi tanaman herbal berbasis citra daun dan klasifikasi undertone kulit wajah. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa ResNet50 memiliki performa lebih baik dibandingkan MobileNetV2 pada kedua domain klasifikasi. Pada klasifikasi tanaman herbal, ResNet50 memperoleh akurasi sebesar 95,00%, sedangkan MobileNetV2 memperoleh akurasi sebesar 94,09%. Sementara itu, pada klasifikasi undertone kulit wajah, ResNet50 memperoleh accuracy sebesar 89,3% dan weighted F1-score sebesar 0,893, sedangkan MobileNetV2 memperoleh accuracy sebesar 68,3% dan weighted F1-score sebesar 0,684. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ResNet50 lebih unggul dan stabil dalam mengekstraksi fitur citra yang kompleks dibandingkan MobileNetV2. Di sisi lain, MobileNetV2 memiliki keunggulan pada ukuran model yang lebih ringan dan proses komputasi yang lebih cepat sehingga lebih efisien untuk implementasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi akademik dalam analisis komparatif arsitektur CNN pada klasifikasi citra multi-domain, tetapi juga memiliki potensi penerapan nyata pada bidang kesehatan, fashion, dan kecantikan. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan memperluas variasi dataset dan mengoptimalkan arsitektur model agar performa sistem menjadi lebih adaptif terhadap kondisi data di dunia nyata.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada para *reviewer* atas waktu, perhatian, dan masukan konstruktif yang diberikan selama proses peninjauan. Saran dan kritik yang disampaikan telah membantu meningkatkan kualitas serta kejelasan penelitian ini. Penulis sangat menghargai dedikasi para *reviewer* dalam memberikan evaluasi yang objektif dan mendalam, sehingga penelitian ini dapat berkembang menjadi karya yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Manisha, R. Babu, A. M. Begam, K. S. Chahal, A. Ashok, and Harale, "Medicinal Plants and Traditional Uses and Modern Applications," *Journal of Neonatal Surgery*, vol. 14, no. 3, pp. 162–175, 2025.
- [2] M. R. Adiyasa and Meiyanti, "Pemanfaatan obat tradisional di Indonesia : distribusi dan faktor demografis yang berpengaruh," *Jurnal Biomedika dan Kesehatan*, vol. 4, no. 3, pp. 130–138, 2021.
- [3] S. Salsabila and A. Suharso, "Comparison of Deep Learning Architectures in Identifying Types of Medicinal Plant Leaf Images," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 8, no. 1, pp. 39–46, 2024.
- [4] F. W. Prabowo, A. Homaidi, A. Lutfi, P. Studi, T. Informasi, U. Ibrahimy, J. Timur, D. Learning, and C. N. Network, "Deteksi Warna Kulit Menggunakan Metode Deep Learning Dengan CNN (Convolutional Neural Network)," *Jurnal Teknik Elektro dan Informatika*, vol. 19, pp. 186–190, 2024.
- [5] Y. Jumaryadi, A. M. Ihsan, and B. Priambodo, "Klasifikasi Jenis Buah-Buahan Menggunakan Citra Digital Dengan Metode Convolutional Neural Networks," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 3, pp. 1737–1746, 2023.

- [6] R. R. Santosa, A. Sasikirana, Z. L. Ramadhan, Y. Putra, and B. Satria, “Perbandingan Kinerja MobileNetV2 dan ResNet50V2 Dalam Klasifikasi Tingkat Kematangan Tomat,” *Indonesian Journal of Science, Technology and Humanities*, vol. 3, no. 1, pp. 49–56, 2025.
- [7] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-based learning applied to document recognition,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [8] H. I. Fitriasari and M. Rizkinia, “Improvement of Xception-ResNet50V2 Concatenation for COVID-19 Detection on Chest X-Ray Images,” *2021 3rd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology (EIConCIT)*, pp. 343–347, 2021.
- [9] F. P. Daviana and N. Anugraha, “Performance Comparison Between ResNet50 and MobileNetV2 for Indonesian Sign Language Classification,” *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 12, no. 3, pp. 319–328, 2025.
- [10] F. N. Fadillah, “Klasifikasi Lima Jenis Tanaman Herbal Berbasis Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur MobileNetV2,” *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Dan Sains*, vol. 5, pp. 275–280, 2026.
- [11] U. Kulsum and A. Cherid, “Penerapan Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Tanaman Menggunakan ResNet50,” *Jurnal Sistem Informasi dan Sistem Komputer*, vol. 8, no. 2, pp. 221–228, 2023.
- [12] N. Nurapipah and S. S. Yuliana, “Skin Tone Classification in Digital Images Using CNN For Make-Up and Color Recommendation,” *Journal of Intelligent Systems Technology and Informatics*, vol. 1, no. 3, pp. 78–85, 2025.
- [13] P. R. Sihombing and A. M. Arsani, “Perbandingan Metode Machine Learning Dalam Klasifikasi Kemiskinan Di Indonesia Tahun 2018,” *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 2, no. 1, pp. 51–56, 2021.
- [14] C. Schröer, F. Kruse, and J. M. Gómez, “A systematic literature review on applying CRISP-DM process model,” *Procedia Computer Science*, vol. 181, no. 2019, pp. 526–534, 2021.
- [15] Arimbi Puspitasari, Diana Sava Salsabila, and Dwi Roliawati, “Penerapan ResNet50-CNN untuk Optimalisasi Klasifikasi pada Data Fashion,” *Indonesian Journal on Data Science*, vol. 3, no. 1, pp. 1–12, 2025.
- [16] F. A. Arafat, D. P. Pamungkas, and P. Kasih, “Pemodelan Klasifikasi Penyakit Daun Tembakau Dengan Arsitektur MobileNetV2,” *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, vol. 9, no. 1, pp. 75–83, 2025.
- [17] A. M. Atha, “Deteksi Tanaman Herbal Model H5 & TFLite,” 2022. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/code/anefiamutiaraatha/deteksi-tanaman-herbal-model-h5-tflite>.