

Klasifikasi Undertone Kulit Berdasarkan Citra Urat Nadi Menggunakan MobilenetV2

^{1*}Bertha Gadis Maydinta, ²Danar Putra Pamungkas, ³Made Ayu Dusea Widya Dara

¹ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ^{1*}bertha.gadis@gmail.com, ²danar@unpkediri.ac.id, ³Made.Ayu.Dusea.Widya.Dara@gmail.com

Penulis Korespondens : Bertha Gadis Maydinta

Abstrak— Undertone adalah karakteristik warna kulit dasar yang diklasifikasikan menjadi 3 kelas yaitu cool, neutral, dan warm. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan undertone kulit berdasarkan citra urat nadi menggunakan arsitektur MobileNetV2. Penelitian ini dilakukan karena penentuan undertone kulit secara manual sering dipengaruhi oleh pencahayaan dan persepsi visual, sehingga menghasilkan hasil yang tidak konsisten. Tahap preprocessing meliputi resize citra, normalisasi, dan augmentasi data menggunakan teknik flip horizontal, rotasi, brightness, dan zoom untuk meningkatkan variasi dataset. Dataset yang digunakan terdiri dari 2790 citra training, 90 citra validation, dan 45 citra testing. Proses training model menggunakan learning rate 0,0001, 30 epoch, dan fine-tuning pada 30 layer terakhir MobileNetV2. Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil menunjukkan bahwa model mencapai akurasi pengujian sebesar 40% dengan performa terbaik pada kelas neutral. Hasil ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mengklasifikasikan undertone berdasarkan citra urat nadi, meskipun performa model masih perlu ditingkatkan untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih optimal dan stabil.

Kata Kunci— undertone, urat nadi, MobileNetV2, deep learning

Abstract— Undertone is a basic skin color characteristic classified into three classes: cool, neutral, and warm. This study aims to classify skin undertones based on vein images using the MobileNetV2 architecture. This study was conducted because manual skin undertone determination is often influenced by lighting and visual perception, resulting in inconsistent results. The preprocessing stage includes image resizing, normalization, and data augmentation using horizontal flip, rotation, brightness, and zoom techniques to increase dataset variation. The dataset used consists of 2790 training images, 90 validation images, and 45 testing images. The model training process uses a learning rate of 0.0001, 30 epochs, and fine-tuning on the last 30 layers of MobileNetV2. Model evaluation was carried out using a confusion matrix, accuracy, precision, recall, and F1-score. The results show that the model achieves a testing accuracy of 40% with the best performance in the neutral class. These results indicate that MobileNetV2 is able to classify undertones based on vein images, although model performance still needs to be improved to obtain more optimal and stable classification results.

Keywords— undertone, vein, MobileNetV2, deep learning

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Klasifikasi citra adalah tugas kunci dalam *computer vision*, yang bertujuan untuk mengelompokkan gambar ke dalam kelas tertentu [1]. Dalam konteks pemilihan makeup, teknik ini dapat digunakan untuk menganalisis warna kulit menggunakan gambar pergelangan tangan untuk mengidentifikasi undertone [2]. Undertone adalah warna dasar kulit yang dipengaruhi oleh faktor genetik. Meskipun warna kulit dapat berubah karena paparan sinar matahari atau penggunaan produk perawatan kulit [3]. Berdasarkan karakteristiknya, undertone dibagi menjadi tiga kelompok utama, yaitu warm, cool, dan neutral, yang masing-masing memiliki karakteristik visual tertentu dan menjadi acuan dalam memilih produk kecantikan [4].

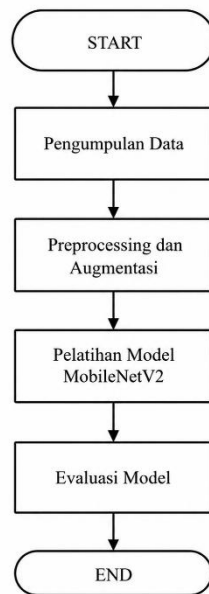
Seseorang dikategorikan memiliki *undertone cool* jika pembuluh darah tampak berwarna biru hingga ungu, sedangkan *undertone warm* ditandai dengan warna hijau dominan pada pembuluh darah. Sementara itu, *undertone neutral* ditunjukkan oleh kondisi di mana warna pembuluh darah sulit dibedakan atau menunjukkan campuran warna yang seimbang antara keduanya [5]. Namun, sebagian individu masih belum memahami cara mengenali *undertone* kulit, sehingga sering terjadi kekeliruan dalam pemilihan shade yang sesuai [6]. *Undertone* ini biasanya tidak bisa dilihat secara jelas oleh mata [7]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis teknologi yang mampu membantu pengguna dalam menentukan *undertone* kulit secara objektif dan akurat.

Perkembangan teknologi di bidang *computer vision* dan *deep learning*, khususnya metode *Convolutional Neural Network (CNN)*, telah banyak digunakan dalam berbagai tugas klasifikasi citra karena kemampuannya untuk mengenali pola, mengekstrak fitur secara otomatis, dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Penelitian terdahulu menerapkan *CNN* untuk klasifikasi *undertone* kulit dengan Akurasi 99,5%, namun masih terbatas pada pencahayaan [8]. Selanjutnya penerapan *CNN* dalam klasifikasi citra dilakukan oleh D. A. Agustina [8] pada klasifikasi tipe kulit wajah menggunakan arsitektur ResNet-50. Hasilnya menunjukkan akurasi training sebesar 99,86% dengan nilai loss 0,40%, tetapi model mengalami overfitting yang signifikan. Selanjutnya penelitian lain, mengembangkan aplikasi web untuk mengenali *undertone* dan merekomendasikan warna kosmetik, tetapi deteksinya masih manual [9]. Sementara itu, sistem SkinMatch berbasis ruang warna HSV dan LAB diperkenalkan untuk mencocokkan shade Foundation, namun masih bergantung pada pengukuran langsung [10]. Namun, penelitian yang secara khusus membahas klasifikasi *undertone* masih terbatas.

Pendekatan *CNN* dengan arsitektur *MobileNetV2* memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi dan tingkat Akurasi yang tinggi untuk klasifikasi citra [11]. Arsitektur ini mampu mengoptimalkan ekstraksi fitur citra dengan konsumsi sumber daya rendah [12]. Oleh karena itu, Penelitian ini mengusulkan kombinasi *CNN* arsitektur *MobileNetV2* untuk mendeteksi *undertone* kulit digunakan untuk ekstraksi fitur citra secara efisien. Pemanfaatan citra urat nadi pergelangan tangan sebagai sumber data *undertone* yang lebih stabil terhadap pencahayaan, sehingga diharapkan mampu memberikan hasil yang lebih objektif dan akurat.

II. METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini mengacu pada pendekatan eksperimental dengan menerapkan teknik *deep learning* menggunakan arsitektur *MobileNetV2* untuk mengklasifikasikan *undertone* berdasarkan citra urat nadi. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing* dan augmentasi citra, pelatihan model, dan evaluasi hasil klasifikasi. Alur proses penelitian untuk klasifikasi *undertone* menggunakan arsitektur *MobileNetV2* ditunjukkan pada Gambar 1.

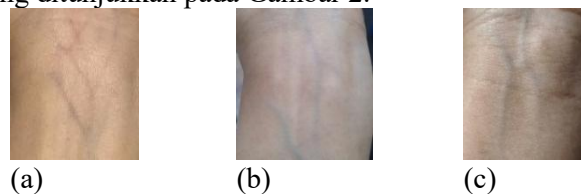


Gambar 1. Diagram alur penelitian

Berdasarkan diagram alur penelitian pada Gambar 1, proses penelitian dimulai dengan pengumpulan data berupa citra urat nadi, yang digunakan sebagai dataset klasifikasi *undertone* kulit. Dataset yang diperoleh kemudian melalui tahap *preprocessing* dan augmentasi untuk mempersiapkan data untuk training model. Tahap *preprocessing* meliputi resize, normalisasi, dan augmentasi data untuk meningkatkan variasi dataset. Setelah proses *preprocessing* selesai, tahap selanjutnya adalah *training* model menggunakan arsitektur *MobileNetV2*. Pada tahap ini, model dilatih untuk mempelajari pola citra undertone kulit berdasarkan dataset yang telah diproses sebelumnya. Proses pelatihan menggunakan parameter learning rate, epoch, dan fine-tuning untuk mencapai performa model yang optimal. Tahap terakhir adalah evaluasi model untuk menentukan performa *MobileNetV2* dalam klasifikasi *undertone* kulit. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan *matrix accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi digunakan untuk menganalisis kemampuan model dalam mengenali setiap kelas undertone kulit berdasarkan citra urat nadi.

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan melakukan pengambilan citra urat nadi pergelangan tangan wanita dari mahasiswa Kampus 2 Universitas Nusantara PGRI Kediri. Selanjutnya, penelitian ini menggunakan dataset publik dari *Roboflow* untuk menambah variasi data. Secara keseluruhan, terdapat 320 citra yang diambil langsung dan 280 citra dari dataset *Roboflow*, sehingga total dataset berjumlah 600 citra. Pengambilan data dilakukan secara manual menggunakan kamera iphone 15 dalam kondisi pencahayaan yang relatif seragam untuk menjaga kualitas gambar yang konsisten. Setiap gambar diambil pada jarak dan sudut yang seragam untuk mengurangi variasi yang tidak perlu dalam proses klasifikasi. Seluruh dataset kemudian dikelompokkan menjadi tiga kelas *undertone* yaitu *cool*, *netural*, dan *warm*. Untuk memberikan representasi visual dari setiap kelas, contoh gambar urat nadi ditampilkan dalam setiap kelas *undertone* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. undertone: (a). cool, (b). neutral, (c). warm

Tabel 1. Pembagian dataset

Keterangan	Rasio	Jumlah
Data Train	0,775	465
Data Test	0,150	90
Data Validation	0,75	45

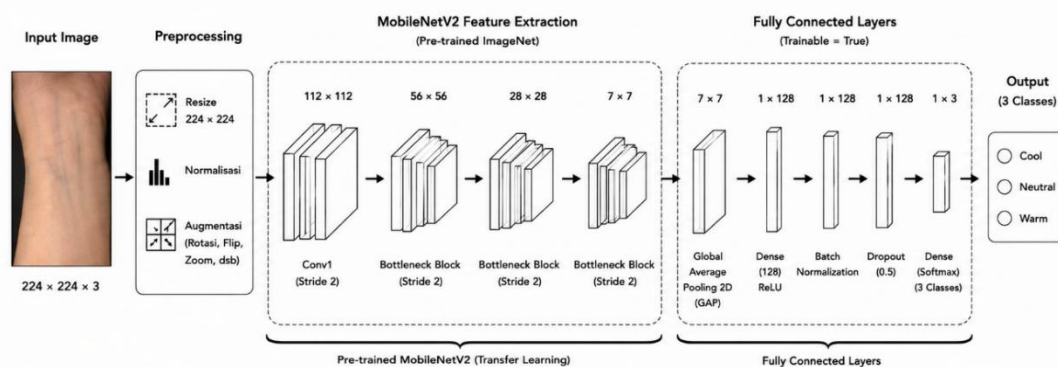
Tabel 1 adalah pembagian dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 600 citra yang dibagi menjadi tiga kelas dengan jumlah yang seimbang di setiap kelas. Seluruh dataset kemudian dibagi menjadi data pelatihan 77,5%, data validasi 15%, dan data uji 7,5%. Berdasarkan pembagian ini, diperoleh 465 gambar untuk data pelatihan, 90 gambar untuk data validasi, dan 45 gambar untuk data uji. Pembagian data dilakukan secara proporsional untuk menjaga distribusi data yang seimbang di setiap kelas, sehingga model dapat dilatih secara optimal dan dievaluasi secara lebih objektif.

B. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan data mentah agar lebih terstruktur dan siap digunakan dalam proses pelatihan model [13]. Pada tahap ini, semua gambar diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel agar sesuai dengan input model MobileNetV2 dan mempertahankan ukuran yang seragam [14]. Selanjutnya, nilai piksel dinormalisasi dengan membagi setiap nilai piksel dengan 255, mengubah rentang nilai dari 0–255 menjadi 0–1. Normalisasi ini bertujuan untuk menstabilkan distribusi data dan mempercepat proses konvergensi model [15]. Selain itu, augmentasi data berupa horizontal flip, rotasi, brightness, dan zoom dilakukan untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi risiko overfitting [16].

C. Arsitektur MobileNetV2

Proses klasifikasi penelitian ini dilakukan menggunakan model *Convolutional Neural Network* berbasis *MobileNetV2* yang berfungsi sebagai ekstraksi fitur. *MobileNetV2* adalah arsitektur *CNN* yang dioptimalkan untuk aplikasi *mobile* dan *embedded systems* dengan fokus pada efisiensi komputasi dan ukuran model yang ringkas. Model ini memiliki lebih sedikit parameter, sehingga membuat sangat optimal selama proses pembelajaran [10]. Arsitektur utama *MobileNetV2* menggunakan *depthwise separable convolution*, sebuah teknik yang memisahkan proses ekstraksi fitur spasial dan kombinasi fitur menjadi dua tahap yaitu *depthwise convolution*, yang memproses setiap kanal secara terpisah, dan *pointwise convolution*, yang menggabungkan informasi dari beberapa kanal melalui konvolusi 1x1. Teknik ini secara signifikan mengurangi jumlah parameter dan operasi komputasi dibandingkan dengan konvolusi standar, tanpa mengorbankan kemampuan model untuk mengenali pola kompleks [17].



Gambar 3. Arsitektur MobileNetV2

Gambar 3 menunjukkan arsitektur model deep learning *MobileNetV2* yang digunakan untuk mengklasifikasikan *undertone* kulit berdasarkan citra urat nadi. Proses dimulai dengan

input citra RGB berukuran 224x224x3, yang kemudian melewati tahap *preprocessing* termasuk *resize*, normalisasi, dan augmentasi data untuk meningkatkan kualitas dan variasi dataset. Selanjutnya, citra diproses menggunakan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *feature extractor* untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari citra urat nadi. Pada bagian ini, ukuran *feature map* secara bertahap ditingkatkan dari 112x112x32 menjadi 7x7x1280 melalui beberapa blok *bottleneck convolution*. *MobileNetV2* menggunakan konsep *depthwise convolution* dan *bottleneck block* untuk menghasilkan model yang ringan namun efektif untuk mengenali pola citra.

Output *feature extraction* kemudian diteruskan ke lapisan klasifikasi, yang terdiri dari 2D *Global Average Pooling (GAP)*, *Dense layer* dengan 128 neuron dan aktivasi *ReLU*, *Batch Normalization*, dan *Dropout* 0,5 untuk mengurangi *overfitting*. Lapisan terakhir menggunakan *Dense layer* dengan aktivasi *Softmax* untuk mengklasifikasikan tiga kelas undertone kulit yaitu cool, neutral, dan warm. Pada tahap *training*, model menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* 0,0001 dan fungsi *loss categorical crossentropy*. Selanjutnya, *fine-tuning* dilakukan dengan membuka 30 layer terakhir *MobileNetV2* untuk memungkinkan model mempelajari karakteristik dataset *undertone* kulit secara lebih optimal.

D. Evaluasi Model

Evaluasi sistem digunakan untuk menilai kinerja dan *Akurasi* model dalam mengklasifikasi objek atau matriks. Dilakukan melalui metode evaluasi matriks yang menggunakan tabel *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* yaitu metode visualisasi untuk hasil algoritma klasifikasi [18]. Berdasarkan nilai-nilai pada *Confusion Matrix*, dapat dihitung metrik evaluasi seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*.

1) *Accuracy* menunjukkan seberapa dekat hasil prediksi dengan kondisi sebenarnya. Dengan mengetahui jumlah prediksi yang benar, diperoleh tingkat *Akurasi* model [19]. Rumus *Akurasi* adalah:

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

2) *Precision* mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi data positif, yaitu perbandingan antara data positif yang benar terdeteksi dengan seluruh data yang diprediksi positif [19]. Rumus *Presi* sebagai berikut:

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

3) *Recall* menggambarkan kemampuan model dalam menentukan seluruh data positif yang sebenarnya, yaitu perbandingan antara data positif yang berhasil terdeteksi dengan semua data positif yang ada [19]. Rumus *Recall* yaitu:

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

4) *F1-Score* adalah metrik evaluasi yang menggabungkan *precision* dan *Recall* untuk menilai kemampuan model dalam mengenali kasus positif secara seimbang [18]. Diperoleh rumus sebagai berikut:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (4)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas hasil *preprocessing* data, pelatihan model *MobileNetV2*, dan evaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan *undertone* kulit berdasarkan citra urat nadi. Selanjutnya hasil pengujian model dianalisis menggunakan *confusion matrix* dan beberapa *matrix* evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

A. Hasil Preprocessing Data

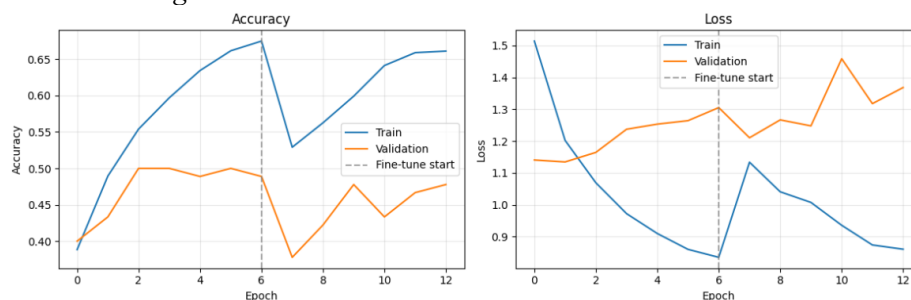
Penelitian ini mengklasifikasikan tiga kelas undertone kulit yaitu *cool*, *neutral*, dan *warm*, menggunakan arsitektur *MobileNetV2*. Sebelum pelatihan model, dataset citra urat nadi melewati tahap *preprocessing* untuk menyesuaikan data dengan persyaratan input model. Tahap *preprocessing* meliputi *resize* citra menjadi 224x224 piksel agar sesuai dengan input arsitektur *MobileNetV2*, serta *augmentasi* data untuk meningkatkan variasi dataset. Teknik *augmentasi* meliputi *flip horizontal*, rotasi, *brightness*, dan *zoom*, memungkinkan model untuk mempelajari pola gambar *undertone* kulit dengan lebih baik. Setelah proses *preprocessing* dan *augmentasi*, diperoleh 2.790 citra *training*, 90 citra *validation*, dan 45 citra *testing*, yang digunakan dalam pelatihan dan evaluasi model *MobileNetV2*. Proses *augmentasi* hanya diterapkan pada data *training* untuk meningkatkan variasi citra, sedangkan data *validation* dan *testing* menggunakan citra asli untuk memastikan bahwa evaluasi model masih mewakili kondisi data aktual. Contoh hasil *augmentasi* citra untuk setiap kelas *undertone* ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Augmentasi

B. Hasil Pengujian Model

Proses *training* model *MobileNetV2* dilakukan menggunakan *learning rate* 0,0001, 30 *epoch*, dan *fine-tuning* 30 layer model untuk meningkatkan performa klasifikasi *undertone* kulit berdasarkan citra urat nadi. Berdasarkan proses *training*, diperoleh grafik *accuracy* dan *loss*, yang digunakan untuk menganalisis performa model selama proses *training*. Gambar 5 menunjukkan grafik dari hasil *training* model *MobileNetV2*.



Gambar 5. Grafik accuracy dan loss

Berdasarkan Gambar 5 grafik *accuracy* dan *loss* pada proses *training* model *MobileNetV2*, Grafik akurasi menunjukkan peningkatan kinerja pada data pelatihan, dari sekitar 0,39 pada *epoch* awal hingga 0,67 pada *epoch* keenam. Setelah *fine-tuning* diterapkan, nilai akurasi menurun untuk sementara, tetapi kemudian meningkat lagi menjadi sekitar 0,66 pada akhir pelatihan. Ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik data pelatihan dengan cukup baik. Sebaliknya dengan data pelatihan, kinerja validasi cenderung tidak stabil. Akurasi validasi hanya meningkat pada beberapa *epoch* pertama, kemudian berfluktuasi antara 0,37 dan 0,50 tanpa peningkatan signifikan hingga akhir proses pelatihan. Kesenjangan kinerja antara data pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model mulai kesulitan mempertahankan kemampuan generalisasinya pada data yang belum pernah dilatih sebelumnya.

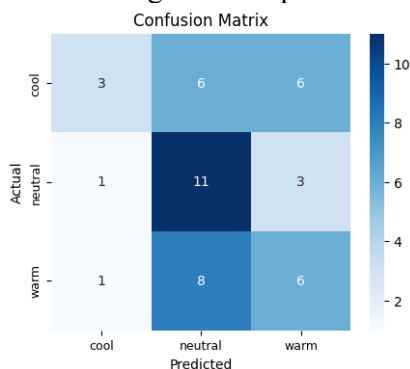
Pada grafik *loss* menunjukkan bahwa kerugian pelatihan secara konsisten menurun dari sekitar 1,5 menjadi 0,85. Penurunan ini menunjukkan bahwa proses pembelajaran berjalan dengan baik pada data pelatihan, karena kesalahan prediksi menurun seiring bertambahnya *epoch*. Sebaliknya, kerugian validasi cenderung meningkat dengan fluktuasi setelah *epoch* ke-6. Bahkan mencapai sekitar 1,45 pada *epoch* ke-10 sebelum menurun lagi pada *epoch* berikutnya. Perbedaan pola antara kerugian pelatihan dan kerugian validasi menunjukkan bahwa model mulai mengalami *overfitting* parameter terhadap data pelatihan.

Penerapan *fine-tuning* berdampak positif pada performa data pelatihan, tetapi tidak memberikan peningkatan yang sebanding pada data validasi. Kondisi ini terlihat dari peningkatan akurasi pelatihan yang disertai dengan penurunan loss, sementara performa validasi tetap rendah dan cenderung tidak stabil. Fenomena ini menunjukkan *overfitting*, di mana model mampu mengenali pola dalam data pelatihan dengan sangat baik tetapi berkinerja kurang optimal ketika diuji pada data baru. Salah satu penyebabnya diduga adalah ukuran dataset yang terbatas dibandingkan dengan kompleksitas model setelah beberapa layer dibuka kembali selama tahap *fine-tuning*.

Berdasarkan grafik akurasi dan kerugian, model cenderung mengalami *overfitting* setelah proses *fine-tuning* dimulai pada epoch 6. Hal ini ditunjukkan oleh peningkatan performa pada data pelatihan, yang tidak disertai dengan peningkatan pada data validasi. Lebih lanjut, kerugian validasi yang terus berfluktuasi dan meningkat menunjukkan bahwa model belum mampu melakukan generalisasi optimal. Untuk mengatasi situasi ini, penelitian selanjutnya dapat menerapkan beberapa pendekatan, seperti menambahkan variasi augmentasi, menggunakan regularisasi dropout, dan mengurangi jumlah layer yang tidak dibekukan selama tahap *fine-tuning*.

C. Evaluasi Model

Model evaluasi dilakukan untuk mengetahui performa *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan *undertone* kulit berdasarkan citra urat nadi. Proses evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* serta *matrix accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali setiap kelas *undertone* kulit.



Gambar 6. *Confusion Matrix*

Gambar 6 merupakan hasil *confusion matrix* yang diperoleh, model menunjukkan kemampuan klasifikasi yang terbatas dalam membedakan tiga kelas *undertone* *cool*, *neutral*, dan *warm*. Kelas *cool* memiliki jumlah prediksi benar tertinggi dengan 10 sampel yang diklasifikasikan dengan benar. Sementara itu, kelas *neutral* hanya memiliki 5 prediksi benar dan kelas *warm* memiliki 3 prediksi benar. Dapat dilihat bahwa sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi ketika sampel *neutral* dan *warm* diprediksi sebagai *cool*, masing-masing dengan 7 dan 9 sampel. Ini menunjukkan bahwa model cenderung memberikan prediksi ke kelas *cool* dibandingkan dengan kelas lainnya. Pola kesalahan ini menunjukkan bahwa fitur yang dipelajari oleh model belum mampu merepresentasikan karakteristik pembeda antar kelas *undertone* secara optimal, terutama pada kelas *neutral* dan *warm*, yang masih sering mengalami tumpang tindih dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa model masih perlu ditingkatkan pada tahap pelatihan dan pengolahan data agar kemampuan klasifikasi antar kelas lebih akurat dan seimbang.

Langkah selanjutnya adalah mengevaluasi kinerja model menggunakan *classification report* untuk menentukan nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *accuracy* untuk setiap kelas *undertone* kulit. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Tabel 2.

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Cool	0.38	0.67	0.49	15

Neutral	0.50	0.33	0.40	15
Warm	0.33	0.20	0.25	15
Accuracy			0.40	45
Macro Average	0.41	0.40	0.38	45
Weighted Average	0.41	0.40	0.38	45

Berdasarkan hasil *clasification report* pada Tabel 2, model *MobileNetV2* mencapai akurasi 40% dalam mengklasifikasikan *undertone* kulit. Kelas *neutral* mencapai skor presisi tertinggi, yaitu 0,50. Ini berarti bahwa setengah dari semua prediksi dalam kategori tersebut sesuai dengan label sebenarnya. Sementara itu, kelas *cool* dan *warm* hanya mencapai presisi masing-masing 0,38 dan 0,33, menunjukkan bahwa akurasi prediksi masih rendah. Dalam hal *recall*, kategori dingin mencapai skor tertinggi 0,67, menunjukkan bahwa sebagian besar data aktual dalam kelas tersebut berhasil dikenali. Sebaliknya, kelas netral dan hangat masing-masing mencapai *recall* 0,33 dan 0,20. *Recall* yang rendah pada kelas hangat menunjukkan bahwa sebagian besar gambar dalam kategori tersebut tidak diidentifikasi dengan benar.

Nilai *f1-score* menunjukkan pola yang serupa. Kelas *dool* mencapai skor tertinggi 0,49, diikuti oleh *neutral* dengan 0,40, sedangkan *warm* hanya mencapai 0,25. Perbedaan ini menunjukkan bahwa keseimbangan antara akurasi dan kemampuan deteksi model masih tidak merata di seluruh kategori gambar. Selain itu, nilai rata-rata *F1-Score* sebesar 0,38 menunjukkan bahwa kinerja keseluruhan model masih rendah. Nilai rata-rata tertimbang yang identik juga menunjukkan bahwa sistem klasifikasi belum mampu memberikan hasil yang stabil di semua kelas.

D. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Penelitian ini membandingkan beberapa penelitian sebelumnya yang membahas klasifikasi *undertone* kulit dan klasifikasi citra kulit menggunakan berbagai metode *machine learning* dan *deep learning*. Perbandingan dilakukan untuk menentukan perbedaan metode, hasil akurasi, dan kekurangan dari setiap penelitian. Lebih lanjut, analisis ini bertujuan untuk menunjukkan posisi dan kontribusi penelitian yang dilakukan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dalam klasifikasi *undertone* kulit berdasarkan citra urat nadi.

Tabel 3. Penelitian Terdahulu

Peneliti	Metode	Dataset	Hasil	Kekurangan
Fayyadhila dkk. (2021)	CNN	Citra Undertone	Akurasi 99%	Dataset terbatas dan berpotensi overfitting
Sari dan Irawan (2026)	MobileNetV2	Kanker Kulit	Akurasi 82,42%	Recall malignant rendah
Agustina(2024)	CNN ResNet-50	Citra Wajah	Akurasi 99,86%	Distribusi data tidak seimbang
Butarbutar dkk. (2025)	HSV dan LAB	Citra Wajah	Kepuasan pengguna 90%	Belum menggunakan deep learning
Cendikia dkk. (2025)	Navie Bayes Clasifier	Citra wajah	Akurasi 85%	Bergantung pada ekstraksi fitur manual
Penelitian ini	MobileNetV2	Citra Undertone	Akurasi 40%	Performa model masih perlu optimasi

Berdasarkan Tabel 3, Berdasarkan perbandingan dengan penelitian sebelumnya, penelitian yang paling relevan adalah penelitian Fayyadhila dkk. (2021) karena sama-sama bertujuan mengklasifikasikan *undertone* kulit berdasarkan citra urat nadi ke dalam tiga kelas, yaitu *cool*, *neutral*, dan *Warm*. Perbedaan utama terletak pada penggunaan model arsitektur, di mana penelitian sebelumnya menggunakan *CNN konvensional*, sedangkan penelitian ini menggunakan *MobileNetV2* yang lebih ringan dan efisien melalui penerapan *depthwise separable convolution*, serta memanfaatkan transfer learning dan fine-tuning pada 30 lapisan terakhir untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu digunakan untuk klasifikasi undertone kulit berdasarkan citra urat nadi dengan akurasi sebesar 40%. Meskipun lebih rendah dibandingkan penelitian sebelumnya yang mencapai sekitar 99%, hasil ini memberikan gambaran yang lebih realistis mengenai kemampuan model dalam membedakan karakteristik *undertone* yang memiliki kesamaan pola pembuluh darah. Selain itu, penggunaan *Confusion Matrix*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* memungkinkan evaluasi kinerja model yang lebih komprehensif, sehingga penelitian ini berkontribusi pada pengembangan metode klasifikasi undertone kulit yang lebih efisien dan modern.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan arsitektur *MobileNetV2* untuk mengklasifikasikan undertone kulit berdasarkan citra urat nadi ke dalam tiga kelas yaitu *cool*, *neutral*, dan *warm*. *Preprocessing* meliputi *resize* citra, normalisasi, dan augmentasi data untuk meningkatkan variasi dataset sebelum *training* model. Model *MobileNetV2* dilatih menggunakan *transfer learning* dan *fine-tuning* pada 30 layer terakhir dengan *learning rate* 0,0001 dan 30 *epoch*. Berdasarkan hasil evaluasi, model mencapai akurasi pengujian sebesar 44,44%. Hasil *confusion matrix* dan *classification report* menunjukkan bahwa kelas *neutral* memiliki performa terbaik dibandingkan dengan kelas lainnya.

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, yaitu ukuran dataset yang terbatas dan kesamaan karakteristik citra antar kelas *undertone*, yang mengakibatkan model masih mengalami kesalahan klasifikasi pada beberapa kelas. Dalam penelitian lebih lanjut, kinerja model dapat ditingkatkan dengan menambah jumlah dataset, menggunakan teknik augmentasi yang lebih beragam, mengoptimalkan parameter pelatihan, dan membandingkannya dengan arsitektur deep learning lainnya seperti ResNet dan EfficientNet untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. A. Syalsabila, R. Saputra, R. Sutri, R. Saputra, and R. Sovia, "Klasifikasi Citra Buah Jeruk Mandarin dan Kelapa Menggunakan Algoritma PCA dan Metode K-Nearest Neighbor (KNN)," *Jurnal Pendidikan Guru Journal-April*, vol. 6, no. 2, p. 2025, 2025, [Online]. Available: <https://ejournal.uika-bogor.ac.id/index.php/jpg/index>
- [2]. dr. Erlan Dimas SpDVE, "Menenal Undertone Kulit dan Cara Sempel untuk Mengetahuinya," halodoc.com. Accessed: Nov. 03, 2025. [Online]. Available: https://www.halodoc.com/artikel/menenal-undertone-kulit-dan-cara-sempel-untuk-mengetahuinya?srsId=AfmBOoo5rk2pwFXY1NWBRACxJpE-FhDvFSxU4W_63XcjPVt82UY2-qy9
- [3]. Rizka Fayyadhila, "View of Implementasi Deep Learning Untuk Klasifikasi Citra Undertone Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *JOURNAL OF DINDA*, vol. 1, 2021.
- [4]. L. E. Butarbutar *et al.*, "Hermawan Syahputra 4) Skinmatch: Rekomendasi Warna Pakaian Berdasarkan Undertone Kulit Menggunakan Pengolahan Citra Digital," *JURNAL FASILKOM*, vol. 15 No.2, 2025.
- [5]. The Body Shop, "SKIN TONE VS. UNDERTONE; APA PERBEDAAN DAN MANFAATNYA?," <https://www.google.com/search?q=https://www.thebodyshop.com/tips-and-advice/skin-tone-vs-undertone>.
- [6]. Tim Medis Siloam Hospitals, "5 Cara Mengetahui Undertone Kulit dengan Sederhana ," siloamhospitals.com. Accessed: Nov. 04, 2025. [Online]. Available: <https://www.siloamhospitals.com/informasi-siloam/artikel/cara-mengetahui-undertone-kulit>

- [7]. Regional Marketing Team, “4 Cara Mengetahui Undertone Kulit dengan Mudah,” [watsons.co.id](https://www.watsons.co.id/id/blog/latest-trend-id/4-cara-mengetahui-undertone-kulit-dengan-mudah). Accessed: Nov. 04, 2025. [Online]. Available: <https://www.watsons.co.id/id/blog/latest-trend-id/4-cara-mengetahui-undertone-kulit-dengan-mudah>
- [8]. Dian Anisa Agustina, “KLASIFIKASI CITRA JENIS KULIT WAJAH DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) RESNET-50,” *Jurnal Riset Sistem Informasi*, vol. 1, no. 3, pp. 01–07, Jul. 2024, doi: [10.69714/13sbbby24](https://doi.org/10.69714/13sbbby24).
- [9]. S. D. Parameswari, N. A. Prasetyo, and A. Junaidi, “Aplikasi Berbasis Web Deteksi Undertone Menggunakan Metode Agile Untuk Rekomendasi Makeup,” *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, vol. 16, no. 1, pp. 62–70, Apr. 2022, doi: [10.33998/mediasisfo.2022.16.1.1111](https://doi.org/10.33998/mediasisfo.2022.16.1.1111).
- [10]. R. Juan, H. Butar-Butar, and N. Lysbetti Marpaung, “Deep Learning untuk Identifikasi Daun Tanaman Obat Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2,” vol. 8, no. 2, 2023.
- [11]. A. Hadhiwibowo, S. R. Asri, and R. A. Dinata, “Penerapan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Mobilenetv2 Pada Aplikasi Penerjemah dan Pembelajaran Bahasa Isyarat,” *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, vol. 4, no. 8, pp. 518–523, Jan. 2024, doi: [10.47065/tin.v4i8.4879](https://doi.org/10.47065/tin.v4i8.4879).
- [12]. A. S. Yuditha Hatur Puspita, “Perbandingan Arsitektur MobileNetV2 dan DenseNet121 untuk Klasifikasi,” *Jurnal Ilmiah Komputasi*, vol. 23, no. 1, Mar. 2024, doi: [10.32409/jikstik.23.1.3502](https://doi.org/10.32409/jikstik.23.1.3502).
- [13]. Mukhlis Santoso, Sarjon Defit, and Yuhandri, “Penerapan Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Citra Pola Kain Tenun Melayu,” *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 5, no. 1, pp. 177–184, May 2024, doi: [10.37859/coscitech.v5i1.6713](https://doi.org/10.37859/coscitech.v5i1.6713).
- [14]. D. B. Santosa, A. Wahana, and W. Uriawan, “IMPLEMENTATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK USING MOBILENETV2 TO DISTINGUISH HUMAN AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE PAINTING,” *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 6, no. 1, pp. 441–452, Feb. 2025, doi: [10.52436/1.jutif.2025.6.1.3827](https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.1.3827).
- [15]. N. Virna *et al.*, “Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV2,” 2024.
- [16]. D. Putri and A. Dkk, “AUGMENTASI DATA PADA IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR EFFICIENTNET-B3 UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI,” 2023.
- [17]. N. Wangsa Kencana and R. Umar, “JIP (Jurnal Informatika Polinema) Implementasi Transfer Learning Untuk Klasifikasi Jenis Ras Ayam Menggunakan Arsitektur MobileNetV2”.
- [18]. I. S. Lestari, J. Jumadi, and N. Lukman, “IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN PRE-TRAINED MODEL MOBILENETV2 UNTUK DETEKSI KOLESTEROL,” *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 9, no. 2, pp. 173–183, Jul. 2024, doi: [10.36341/rabit.v9i2.4732](https://doi.org/10.36341/rabit.v9i2.4732).
- [19]. A. M. F. M. Natsir, A. Achmad, and H. Hazriani, “Klasifikasi Ikan Tuna Layak Ekspor Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi dan Teknik Informatika (JISTI)*, vol. 6, no. 2, pp. 172–183, Oct. 2023, doi: [10.57093/jisti.v6i2.173](https://doi.org/10.57093/jisti.v6i2.173).