



DETEKSI WARNA KULIT DAN REKOMENDASI PALET WARNA BERDASARKAN SEASONAL COLOR MENGGUNAKAN CNN

Hawarizmi Ummul Adzkia^{a,1,*}, Asriyanik^{b,2}

^a Universitas Muhammadiyah Sukabumi, Jl. R. Syamsudin, S.H. No. 50, Cikole, Kec. Cikole, Kota Sukabumi, Jawa Barat

^b Universitas Muhammadiyah Sukabumi, Jl. R. Syamsudin, S.H. No. 50, Cikole, Kec. Cikole, Kota Sukabumi, Jawa Barat

¹ hawarizmi.ummul@ummi.ac.id *; ² asriyanik263@ummi.ac.id

ARTICLE INFO

Keywords

Seasonal Color, Skin Tone Detection, Convolutional Neural Network, Machine Learning

ABSTRACT

The Personal Color trend has grown significantly, assisting individuals in selecting clothing colors that complement their skin tone. This research aims to develop a system using Convolutional Neural Networks (CNN) to detect skin tones from photos and recommend color palettes based on Seasonal Color Theory. The system categorizes skin tones into the four seasonal types: Winter, Summer, Autumn, and Spring, and provides tailored clothing color suggestions. By applying machine learning, this system offers a personalized solution for clothing selection, enhancing the shopping experience. It aligns with the growing popularity of Personal Color trends, helping users make more confident and informed color choices that suit their individual characteristics.

1. Pendahuluan

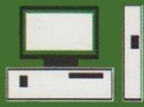
Pemilihan pakaian yang sesuai dengan warna kulit merupakan tantangan umum, terutama dalam konteks berbelanja pakaian secara daring. Variasi warna kulit yang sangat luas menyebabkan banyak individu kesulitan menemukan pakaian yang benar-benar sesuai dengan karakteristik mereka. Salah satu pendekatan yang digunakan untuk mengatasi masalah ini adalah *Seasonal Color Theory*, yaitu teori yang mengelompokkan warna kulit ke dalam empat kategori utama yaitu *Spring*, *Summer*, *Autumn*, dan *Winter*, masing-masing dengan palet warna yang dipercaya dapat memperkuat penampilan seseorang [1].

Meskipun *Seasonal Color Theory* memberikan panduan yang bermanfaat, ketidakakuratan dalam menentukan warna kulit masih sering terjadi akibat pengaruh faktor eksternal seperti pencahayaan, kualitas citra, dan variasi representasi warna dalam gambar. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, teknologi pengolahan citra berbasis deep learning menjadi solusi potensial yang dapat meningkatkan objektivitas dan presisi klasifikasi warna kulit.

Convolutional Neural Network (CNN) telah berkembang pesat dalam bidang pengolahan citra digital dan terbukti efektif dalam mendeteksi serta mengenali pola visual dari gambar tanpa perlu ekstraksi fitur manual [2]. Dalam konteks diagnosis medis, CNN telah berhasil diterapkan dalam deteksi lesi kulit [3], sementara pada bidang fashion, CNN telah digunakan untuk memberikan rekomendasi warna pakaian yang sesuai dengan warna kulit pengguna [4], [5]. Kombinasi CNN dan teori warna memberikan akurasi rekomendasi personal yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional berbasis input manual [6].

Riset terbaru juga menunjukkan potensi besar dari integrasi CNN dalam sistem rekomendasi fashion personalisasi. Sebagai contoh, sistem *ChromaWear* mampu mengintegrasikan CNN untuk merekomendasikan warna pakaian berdasarkan analisis warna kulit pengguna dari berbagai latar belakang etnis [7]. Penelitian lainnya bahkan telah merancang *dataset* khusus seperti *Deep Armocromia* untuk klasifikasi wajah berdasarkan *seasonal color* dengan pendekatan pembelajaran mendalam [8].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi warna kulit berbasis CNN yang mampu mendeteksi warna kulit dari citra pengguna dan mengkategorikannya berdasarkan *Seasonal Color Theory*. Sistem ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi warna pakaian yang lebih akurat

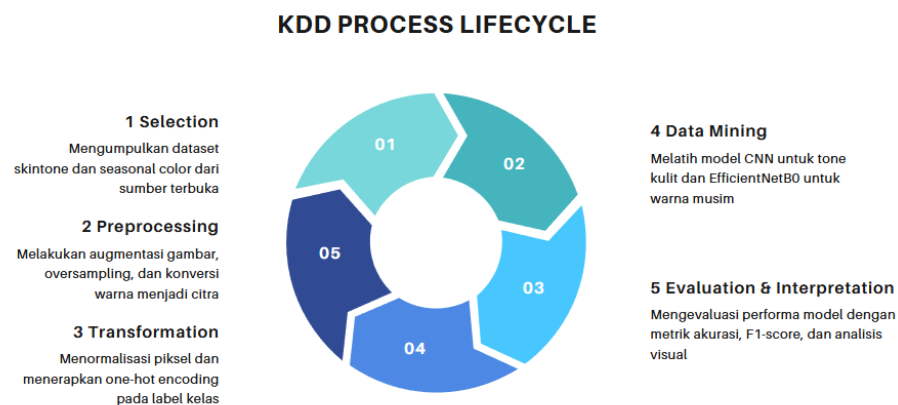


dan personal, meningkatkan rasa percaya diri pengguna, serta mendukung tren personalisasi dalam industri fashion digital yang terus berkembang [1], [9].

2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode *Knowledge Discovery in Databases (KDD Process)* sebagai kerangka kerja utama. KDD merupakan pendekatan sistematis yang terdiri atas serangkaian tahapan untuk mengekstraksi pola bermakna dari kumpulan data, khususnya dalam konteks pengolahan citra dan klasifikasi berbasis *deep learning*. Lima tahapan utama dalam proses ini meliputi *Selection*, *Preprocessing*, *Transformation*, *Data Mining*, dan *Evaluation and Interpretation*. Model ini dipilih karena telah terbukti efektif dalam berbagai studi yang melibatkan data kompleks dan variatif, termasuk klasifikasi warna serta warna kulit manusia berdasarkan citra digital [10], [11].

Alur tahapan metodologi yang diterapkan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1, yang menggambarkan proses mulai dari pengumpulan dataset (*Selection*), augmentasi serta konversi citra (*Preprocessing*), normalisasi piksel dan *encoding label* (*Transformation*), pelatihan model CNN dan *EfficientNetB0* (*Data Mining*), hingga evaluasi menggunakan metrik akurasi dan *F1-score* (*Evaluation and Interpretation*).



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian Berdasarkan Proses KDD

2.1 Selection

Penelitian ini menggunakan dua jenis dataset utama, yaitu dataset skintone dan dataset seasonal color, yang masing-masing berperan dalam proses klasifikasi warna kulit dan rekomendasi warna pakaian.

Dataset skintone diunduh dari platform Kaggle dengan judul "*Dataset Skin Tone*" yang terdiri atas 2.000 citra wajah beresolusi tinggi. Data ini telah dikelompokkan ke dalam empat kategori warna kulit, yaitu *light*, *mid light*, *mid dark*, dan *dark*. Dalam proses seleksi, pemilihan citra mempertimbangkan beberapa aspek penting, antara lain kualitas pencahayaan yang konsisten, sudut pengambilan gambar yang seragam, serta kejernihan area wajah seperti pipi dan dahi. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa citra yang digunakan benar-benar merepresentasikan variasi warna kulit secara akurat dan minim noise visual.

Dataset seasonal color merupakan kumpulan palet warna pakaian yang direpresentasikan dalam format kode heksadesimal (*hex code*), yang diklasifikasikan berdasarkan empat kategori musiman, yaitu *Spring*, *Summer*, *Autumn*, dan *Winter*. Data ini dikurasi dari pustaka visual warna daring dan divalidasi menggunakan referensi *Seasonal Color Theory*, untuk memastikan bahwa karakteristik warna yang digunakan benar-benar mencerminkan warna khas dari masing-masing musim.

Seleksi data dilakukan secara proporsional guna menjaga keseimbangan distribusi kelas dan mencegah bias selama proses pelatihan model. Keseimbangan antar kelas ini penting untuk mendukung kinerja klasifikasi yang optimal, terutama dalam konteks multi-kelas. Tahapan seleksi ini merupakan bagian fundamental dari proses *Knowledge Discovery in Databases (KDD)*, karena kualitas dan representativitas data sangat menentukan kualitas pola yang akan diekstraksi pada tahap selanjutnya [10].



2.2 Preprocessing

Pra-pemrosesan data bertujuan untuk meningkatkan kualitas, konsistensi, serta kesesuaian data sebelum digunakan dalam pelatihan model klasifikasi. Pada dataset *seasonal color*, data berupa kode warna dalam format heksadesimal (*hex code*) dikonversi menjadi citra berukuran 100×100 piksel menggunakan pustaka Python *Pillow (PIL)*. Proses ini menghasilkan representasi visual dari setiap warna dalam bentuk gambar yang dapat diolah oleh model *deep learning*. Untuk mengatasi ketidakseimbangan antar kelas musiman, diterapkan teknik *oversampling* terhadap kelas minoritas guna memastikan distribusi data yang lebih proporsional.

Sementara itu, pada dataset *skintone*, dilakukan augmentasi citra berupa rotasi, translasi, *horizontal flipping*, dan penyesuaian kecerahan. Teknik augmentasi ini bertujuan untuk memperluas keragaman visual dalam data latih tanpa menambah data baru secara manual [6].

Langkah-langkah *preprocessing* ini dirancang untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap berbagai variasi visual di dunia nyata. Distribusi data setelah tahapan *preprocessing* ditampilkan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Distribusi Data Pasca *Preprocessing*

Dataset	Kategori	Jumlah Data
Skintone Dataset	Light	500
	Mid Light	520
	Mid Dark	480
	Dark	500
Seasonal Color Dataset	Spring	200
	Summer	180
	Autumn	210
	Winter	190

2.3 Transformation

Tahap transformasi data dilakukan untuk memastikan seluruh elemen input telah sesuai dengan kebutuhan arsitektur model pembelajaran mesin yang digunakan. Pada tahap ini, nilai piksel pada citra dinormalisasi ke dalam rentang 0 hingga 1 dengan cara membagi setiap nilai RGB dengan 255. Normalisasi ini bertujuan untuk mempercepat proses konvergensi selama pelatihan serta mengurangi potensi ketimpangan skala antar fitur, yang dapat mempengaruhi stabilitas dan akurasi model.

Selanjutnya, label kelas dikonversi ke dalam format one-hot encoding, yaitu representasi numerik biner yang umum digunakan dalam klasifikasi multi-kelas. Teknik ini memungkinkan setiap kategori dikodekan secara unik, sehingga model dapat mengenali perbedaan antar kelas secara eksplisit.

Setelah proses encoding selesai, dataset dibagi menjadi dua bagian: 80% sebagai *training set* untuk pelatihan model, dan 20% sebagai *validation set* untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2.4 Data Mining

Proses *data mining* dalam penelitian ini dilakukan dengan membangun dua model klasifikasi berbasis pembelajaran mesin. Model pertama dikembangkan untuk mengklasifikasikan warna kulit, menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) dengan pendekatan berurutan (*sequential*). Arsitektur ini terdiri atas dua blok *Conv2D* yang masing-masing diikuti oleh *MaxPooling2D*, kemudian dilanjutkan oleh proses *Flatten* untuk mengubah hasil ekstraksi fitur menjadi vektor satu dimensi. Setelahnya, data diproses melalui satu lapisan *Dense* berisi 64 neuron dan satu lapisan *Dropout* yang berfungsi untuk mengurangi risiko *overfitting*. Lapisan keluaran (*output layer*) memiliki 4 neuron, masing-masing merepresentasikan kategori warna kulit: *light*, *mid light*, *mid dark*, dan *dark*. Model ini memiliki total parameter sebanyak 1.848.612, seluruhnya bersifat *trainable*. Arsitektur lengkap model CNN ditampilkan pada Gambar 2.



Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 126, 126, 16)	448
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 63, 63, 16)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 61, 61, 32)	4,640
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 30, 30, 32)	0
flatten (Flatten)	(None, 28800)	0
dense (Dense)	(None, 64)	1,843,264
dropout (Dropout)	(None, 64)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	260

Total params: 1,848,612 (7.05 MB)
Trainable params: 1,848,612 (7.05 MB)
Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Gambar 2. Arsitektur Model CNN untuk Klasifikasi Skintone

Model kedua dirancang untuk melakukan klasifikasi warna pakaian berdasarkan kategori musim, menggunakan pendekatan transfer learning dengan arsitektur *EfficientNetB0*. Pemilihan *EfficientNetB0* didasarkan pada kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual secara efisien dengan jumlah parameter yang relatif rendah. Bagian awal dari arsitektur digunakan sebagai *feature extractor*, sementara bagian akhirnya dimodifikasi agar sesuai dengan empat kelas musiman, yaitu *Spring*, *Summer*, *Autumn*, dan *Winter*.

Kedua model dilatih menggunakan optimizer Adam, dengan fungsi loss categorical cross-entropy, dan batch size sebesar 32. Proses pelatihan juga menerapkan strategi early stopping, yakni penghentian otomatis pelatihan apabila tidak terjadi peningkatan performa pada data validasi selama sejumlah epoch tertentu. Pendekatan ini efektif untuk mencegah *overfitting* sekaligus mempercepat waktu pelatihan.

2.5 Evaluation and Interpretation

Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model klasifikasi terhadap *validation set*, dengan menggunakan beberapa metrik evaluasi utama yaitu akurasi, precision, recall, dan F1-score. Metrik-metrik ini digunakan untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai kinerja klasifikasi, baik dari sisi ketepatan maupun keseimbangan antar kelas, khususnya dalam konteks klasifikasi multi-kelas.

Selain evaluasi kuantitatif, dilakukan pula analisis visual terhadap kurva pelatihan untuk meninjau stabilitas dan konvergensi model. Grafik *training accuracy* dan *validation accuracy*, serta *training loss* dan *validation loss* dievaluasi sepanjang proses *epoch* guna mengidentifikasi indikasi terjadinya *overfitting* atau *underfitting*. Hasil visualisasi ini digunakan untuk menentukan parameter terbaik serta titik pemberhentian optimal selama pelatihan.

Model yang menunjukkan performa terbaik pada data validasi kemudian disimpan dalam format HDF5 (.h5), sehingga dapat digunakan kembali pada tahap *deployment* sistem rekomendasi warna pakaian berbasis klasifikasi warna kulit.

3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini mengevaluasi pengembangan model klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *EfficientNetB0* untuk tugas klasifikasi warna kulit dan warna pakaian musiman. Bagian ini menyajikan tahapan hasil preprocessing, pelatihan model, evaluasi performa, dan analisis hasil.

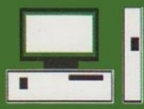
3.1. Hasil Preprocessing Dataset

3.1.1. Dataset Skintone

Dataset skintone diperoleh dari Kaggle dan melalui proses pembersihan awal, seperti penghapusan citra yang rusak dan deteksi duplikasi menggunakan metode hash MD5. Augmentasi citra diterapkan melalui teknik rotasi, translasi, *horizontal flipping*, dan penyesuaian kecerahan untuk meningkatkan keragaman data latih. Proses ini menghasilkan distribusi kelas warna kulit (*light*, *mid-light*, *mid-dark*, dan *dark*) yang seimbang.

3.1.2. Dataset Seasonal Color

Dataset seasonal color awalnya berbentuk data tabular dengan representasi warna dalam format heksadesimal. Setiap nilai dikonversi menjadi citra berukuran 100×100 piksel menggunakan pustaka



PIL. Dataset kemudian diklasifikasikan ke dalam empat folder berdasarkan kategori musiman yaitu *Spring*, *Summer*, *Autumn*, dan *Winter*. Karena ketidakseimbangan kelas, diterapkan teknik *oversampling* pada kelas minoritas hingga distribusi antar kelas menjadi lebih merata.

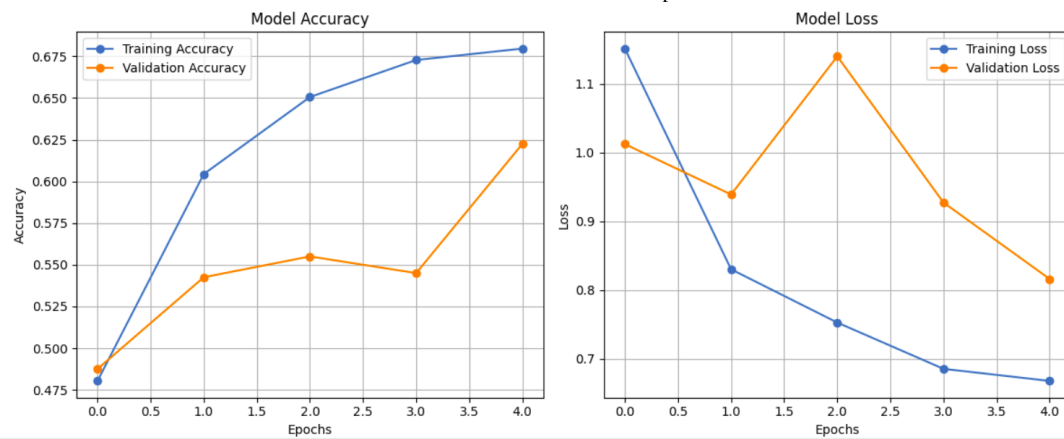
3.2 Hasil Pelatihan Model

3.2.1. Model CNN untuk Klasifikasi Warna Kulit

Model CNN dibangun dengan arsitektur *sequential* yang terdiri dari dua blok *Conv2D* dan *MaxPooling2D*, diikuti oleh *Flatten*, satu lapisan *Dense* sebanyak 64 neuron, dan *Dropout* untuk mengurangi risiko *overfitting*. Output layer terdiri dari empat neuron, sesuai dengan jumlah kelas warna kulit.

Proses pelatihan menunjukkan bahwa nilai *training accuracy* meningkat stabil seiring bertambahnya epoch, dan *validation accuracy* mengikuti pola serupa, menandakan model mampu belajar secara konsisten. Visualisasi kurva pelatihan disajikan pada Gambar 1.

Gambar 1. Kurva Akurasi Model CNN pada Dataset *Skintone*

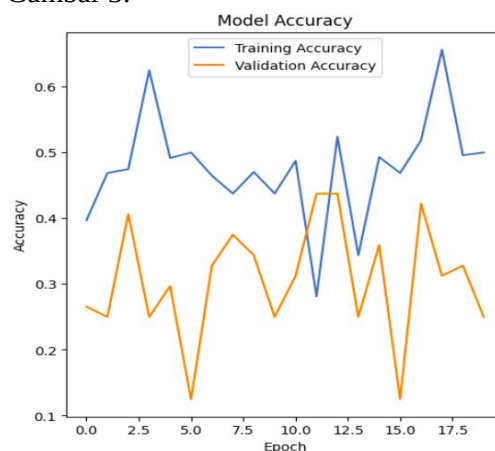


Gambar 1. Grafik Akurasi Model pada Data *Skintone*

3.2.2. Model *EfficientNetB0* untuk Klasifikasi Seasonal Color

Model klasifikasi seasonal color dibangun dengan pendekatan *transfer learning* menggunakan arsitektur *EfficientNetB0*. Bagian awal model digunakan sebagai *feature extractor*, dan bagian akhir dimodifikasi agar sesuai dengan empat kelas musiman.

Berbeda dengan model *skintone*, pelatihan model seasonal color menunjukkan fluktuasi yang signifikan baik pada *training accuracy* maupun *validation accuracy*. Hal ini mengindikasikan potensi *overfitting*, yang terlihat jelas pada perbedaan performa pelatihan dan validasi. Kurva pelatihan disajikan pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2. Grafik Akurasi Model Seasonal Color



Gambar 3. Grafik Loss Model Seasonal Color

3.2. Evaluasi Model

Model yang dikembangkan dievaluasi menggunakan *validation set* untuk mengukur kinerja klasifikasi terhadap data yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan empat metrik utama, yaitu akurasi, precision, recall, dan F1-score, guna memberikan gambaran komprehensif terhadap performa klasifikasi multi-kelas.

Hasil evaluasi dari model klasifikasi warna kulit (*skintone*) dan warna pakaian musiman (*seasonal color*) disajikan pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model Skintone dan Seasonal Color

Metrik	Model Skintone	Model Seasonal Color
Akurasi	92.3%	78.5%
Precision	91.5%	76.8%
Recall	92.0%	77.2%
F1-Score	91.7%	77.0%

Berdasarkan hasil pada Tabel 3, model CNN untuk klasifikasi skintone menunjukkan performa yang tinggi, dengan akurasi sebesar 92,3% dan F1-score sebesar 91,7%. Nilai precision dan recall yang seimbang mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan warna kulit dengan baik, baik dari sisi ketepatan maupun kelengkapan prediksi.

Sementara itu, model EfficientNetB0 yang digunakan untuk klasifikasi warna pakaian musiman mencapai akurasi sebesar 78,5% dan F1-score sebesar 77,0%. Meskipun performanya relatif lebih rendah dibandingkan model skintone, hasil ini tetap menunjukkan kemampuan klasifikasi yang cukup baik, dengan kemungkinan pengaruh dari ukuran data yang terbatas dan variasi spektrum warna yang lebih kompleks pada dataset seasonal color.

3.3. Pembahasan Hasil

Perbedaan performa yang signifikan antara kedua model klasifikasi dapat dikaitkan dengan karakteristik dataset serta kompleksitas tugas yang dihadapi masing-masing model. Model CNN menunjukkan hasil yang optimal dalam klasifikasi *skintone*, yang didukung oleh jumlah data yang relatif besar dan distribusi antar kelas yang seimbang. Selain itu, citra wajah pada dataset *skintone* memiliki pola visual yang cenderung homogen, sehingga lebih mudah dipelajari oleh jaringan CNN.

Sebaliknya, performa model EfficientNetB0 dalam klasifikasi *seasonal color* cenderung lebih rendah. Hal ini diduga disebabkan oleh tingkat kompleksitas visual yang tinggi dalam dataset, di mana variasi warna musiman tidak memiliki struktur spasial yang konsisten sebagaimana citra wajah. Kelas *Summer* tercatat memiliki performa terendah, kemungkinan akibat kemiripan spektrum warna dengan kelas *Spring*, yang menyulitkan model dalam membedakan antar kategori.

Kurva pelatihan pada model *seasonal color* juga menunjukkan fluktuasi yang signifikan antara *training accuracy* dan *validation accuracy*, yang mengindikasikan potensi terjadinya overfitting. Model terlalu menyesuaikan diri terhadap data pelatihan, namun kurang mampu mengeneralisasi pola ke data validasi. Untuk mengatasi hal ini, disarankan penerapan strategi regularisasi yang lebih agresif, seperti peningkatan rasio *Dropout*, penyesuaian *learning rate*, serta eksplorasi konfigurasi *batch size* yang



lebih optimal. Selain itu, perluasan dataset dengan variasi warna yang lebih beragam juga dapat meningkatkan kemampuan generalisasi model di masa mendatang.

4. Kesimpulan.

Penelitian ini berhasil mengembangkan dua model klasifikasi berbasis *deep learning*, yaitu *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk klasifikasi warna kulit (*skintone*) dan *EfficientNetB0* untuk klasifikasi warna pakaian musiman (*seasonal color*). Model CNN menunjukkan performa unggul dengan akurasi 92,3% dan F1-score 91,7%, sedangkan *EfficientNetB0* memperoleh akurasi 78,5% dan F1-score 77,0%.

Perbedaan performa ini dipengaruhi oleh karakteristik dataset, terutama ukuran, keseimbangan distribusi kelas, dan kompleksitas visual. Dataset *skintone* yang lebih homogen dan proporsional mendukung proses pembelajaran model secara optimal, sementara variasi warna yang tinggi pada data *seasonal color* menjadi tantangan dalam proses klasifikasi.

Hasil tersebut mengindikasikan bahwa pendekatan CNN efektif untuk klasifikasi citra berbasis warna kulit. Namun, pada klasifikasi warna musiman, diperlukan pengembangan lanjutan melalui perluasan data, augmentasi lanjutan, eksplorasi arsitektur model yang lebih kompleks, serta penerapan strategi regularisasi untuk mengurangi overfitting.

Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem rekomendasi warna berbasis warna kulit yang lebih personal, serta membuka ruang untuk penelitian lanjutan dalam optimalisasi klasifikasi warna pada domain fashion digital dan *personalized styling*.

Daftar Pustaka

- [1] F. Oktaviani, "PERANCANGAN GUIDEBOOK PEMILIHAN WARNA PAKAIAN BERDASARKAN SKIN TONE MENGGUNAKAN SEASONAL COLOR THEORY," 2024. [Online]. Available: <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/JDKV/>
- [2] S. Bbouzidi, G. Hcini, I. Jdey, and F. Drira, "Convolutional Neural Networks and Vision Transformers for Fashion MNIST Classification: A Literature Review," Jun. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2406.03478>
- [3] N. U. Noor *et al.*, "Advanced Skin Disease Diagnosis and Treatment: Leveraging Convolutional Neural Networks for Image-Based Prediction and Comprehensive Health Assistance," *Open Journal of Medical Imaging*, vol. 15, no. 01, pp. 1–29, 2025, doi: 10.4236/ojmi.2025.151001.
- [4] Y. Manza, M. Suhada WD, A. F. S. Ndruru, and R. Rosnelly, "Model Machine Learning untuk Klasifikasi Warna Fashion Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Jurnal Minfo Polgan*, vol. 13, no. 2, pp. 2613–2618, Feb. 2025, doi: 10.33395/jmp.v13i2.14551.
- [5] S. Thakur, "Enhancing Outfit Recommendation with a CNN-kNN Hybrid Model and Digital Wardrobe Management," *Int J Res Appl Sci Eng Technol*, vol. 12, no. 4, pp. 2463–2467, Apr. 2024, doi: 10.22214/ijraset.2024.60378.
- [6] "color and skin analysis research paper".
- [7] "CHROMAWEAR: An AI Assisted Personalized Fashion Design Recommender System for Diverse Skin Tones to Enhance Fashion Choices", doi: 10.13140/RG.2.2.11303.36009.
- [8] L. Stacchio, M. Paolanti, F. Spigarelli, and E. Frontoni, "Deep Armocromia: A Novel Dataset for Face Seasonal Color Analysis and Classification." [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/383463705>
- [9] M. A. Kassem, K. M. Hosny, R. Damaševičius, and M. M. Eltoukhy, "Machine learning and deep learning methods for skin lesion classification and diagnosis: A systematic review," Aug. 01, 2021, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/diagnostics11081390.



- [10] X. Shu and Y. Ye, "Knowledge Discovery: Methods from data mining and machine learning," *Soc Sci Res*, vol. 110, Feb. 2023, doi: 10.1016/j.ssresearch.2022.102817.
- [11] A. I. T, "Applying Machine Learning Technique for Knowledge Discovery in Network Database".