

Penggunaan *Convolutional Neural Network* dan *Transfer Learning* untuk Rekomendasi Gaya Rambut Pria

Monica Salwa Azzahra¹, Syti Sarah Maesaroh^{2*}, Rangga Gelar Guntara³
^{1,2,3}Bisnis Digital, Universitas Pendidikan Indonesia, Indonesia

**email*: sytisarah@upi.edu

Info Artikel

Dikirim: 22 November 2024
Diterima: 2 Desember 2024
Diterbitkan: 2 Desember 2024

Kata kunci:

Hairstyle;
Convolutional Neural Network;
Transfer Learning;
Metode VGG16;
Recommendation System.

ABSTRAK

Hairstyle atau gaya rambut merupakan suatu hal krusial yang mempengaruhi penampilan seseorang. Khususnya pada pria, permasalahan yang sering muncul adalah ketidaksesuaian hasil potongan rambut mereka sehingga menyebabkan rasa percaya diri menurun. Tujuan penelitian ini yaitu mengembangkan sistem rekomendasi gaya rambut bagi pria berdasarkan bentuk wajah dan jenis rambut untuk memberikan rekomendasi yang lebih personal dibandingkan penelitian sebelumnya yang hanya fokus pada satu fitur. Metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *transfer learning* dengan memanfaatkan metode VGG16, *fine-tuning*, dan *extract features* dengan fokus pada peningkatan akurasi model. Parameter pelatihan sistem rekomendasi ini menggunakan 32 *batch size*, 75 *epoch*, dan *learning rate* Adam. Model yang digunakan adalah *pre-trained model* yang didasarkan pada model *face shape* dan *hair type* terpilih yang sudah melalui proses pelatihan dan pengujian pada tahap sebelumnya. Hasil pengujian sistem rekomendasi ini menghasilkan dua *output*, yaitu akurasi *face shape model* dengan nilai 59,62% dan akurasi *hair type model* dengan nilai 59,61%. *Output* tersebut menunjukkan peningkatan nilai akurasi dari penelitian sebelumnya, yang membuktikan bahwa penggunaan metode VGG16 cukup efektif dalam meningkatkan akurasi pada sistem pengolahan gambar terutama pada dataset yang jumlahnya terbatas.

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi yang terus berkembang memberikan berbagai kemudahan dalam berbagai aspek kehidupan manusia. Salah satunya pada bidang *fashion* dan kecantikan. Gaya rambut merupakan salah satu elemen krusial yang mempengaruhi penampilan seseorang serta suasana hati atau *mood* mereka. Gaya rambut merujuk pada cara menata rambut di permukaan kulit kepala manusia [1]. Memilih gaya rambut harus menyesuaikan bentuk wajah dan jenis rambut yang tepat agar mendapatkan hasil yang memuaskan. Terutama bagi pria, rambut seperti mahkota dan menjadi bagian yang tidak dipisahkan dari penampilan [2].

Banyak orang cenderung memilih gaya rambut dari majalah atau internet tanpa mengetahui apakah gaya tersebut benar-benar sesuai dengan bentuk wajah mereka [1]. Masalah yang kerap ditemukan saat melakukan potong rambut yaitu pria merasa tidak puas dengan hasil potongan rambut mereka, seperti yang dijelaskan pada penelitian [3]. Ketidaksesuaian gaya rambut dengan bentuk wajah membuat rasa percaya diri menurun. Mencari tahu bentuk wajah adalah salah satu cara mengetahui model rambut yang sesuai [4].

Beberapa perangkat lunak komersial telah dibuat untuk memungkinkan pengguna mencoba berbagai gaya rambut dengan menyesuaikan penampilan mereka secara manual [1]. Selain itu, penelitian lain juga dilakukan dengan merancang aplikasi yang menerapkan teknologi *Augmented Reality* untuk pemilihan model rambut [3]. Berdasarkan hal tersebut, peneliti merancang suatu sistem rekomendasi gaya rambut pria yang bertujuan untuk meningkatkan kepuasan pengguna dalam memilih model rambut dengan mendeteksi bentuk wajah dan jenis rambut menggunakan metode VGG16. Meskipun demikian, penulis meyakini bahwa sistem ini nantinya dapat diimplementasikan pada aplikasi berbasis android untuk layanan konsultasi gaya rambut. Penelitian yang dilakukan oleh Vera Wati, Yuliana, Nisrina Setyowati, dan Mudawil Qulub [5], dengan judul “Deteksi Wajah Menggunakan Algoritma Viola Jones Berbasis Android” membuktikan keberhasilan penerapan sistem rekomendasi pada aplikasi berbasis android dengan memanfaatkan kamera *handphone* dan algoritma Viola Jones untuk mendeteksi wajah dengan hasil akurasi 95,38%. Hasil penelitian tersebut mendukung potensi bahwa sistem rekomendasi ini juga dapat diimplementasikan dalam aplikasi layanan konsultasi *hairstyle* seperti *barbershop* agar memberikan pengalaman personalisasi yang baik kepada pelanggan, sekaligus membuka peluang bisnis di industri *fashion* bagi pria. Selain itu, metodologi yang digunakan menekankan pada teknik pemrosesan gambar menggunakan dua fitur, yaitu untuk mendeteksi bentuk wajah dan jenis rambut serta memberikan rekomendasi gaya rambut yang memanfaatkan model *machine learning* seperti penggunaan teknik *deep learning* dan *transfer learning*.

Deep learning merupakan salah satu cabang dari *machine learning* yang memanfaatkan algoritma, yang dirancang berdasarkan pada hukum matematik, dan bekerja layaknya otak manusia [6]. Salah satu metode *deep learning* yang sering digunakan dalam pemrosesan gambar atau *image processing* adalah Convolutional Neural Network (CNN) [7]. Metode ini sangat efektif dalam pengenalan gambar, tepatnya dalam mengklasifikasikan objek [8]. CNN memiliki beberapa lapisan (*layer*) yang mengekstrak informasi dari gambar dan menentukan klasifikasi dari gambar berupa skor klasifikasi [9]. Selain menggunakan metode tersebut, penulis juga menggunakan metode *transfer learning*. Metode *transfer learning* bekerja dengan menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya atau *pre-trained model* dan mempelajari data dengan jumlah yang sedikit untuk meningkatkan akurasi [10]. Metode *transfer learning* yang digunakan pada penelitian ini yaitu VGG16, *fine-tuning*, serta *extract features*.

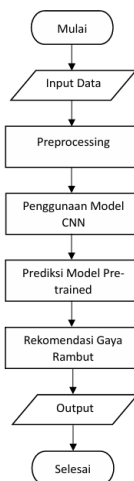
Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Samsudin, Risky Aswi Ramdani, serta Ardi Sanjaya [2], berjudul “Sistem Rekomendasi Pemilihan Model Potongan Rambut Berdasarkan Bentuk Wajah Menggunakan Metode Viola-Jones”, hanya fokus pada deteksi bentuk wajah untuk sistem rekomendasi dengan implementasi sistem pada desain *interface*, sehingga bentuk wajah dideteksi menggunakan *webcam*. Hasil evaluasi kinerja sistem menunjukkan nilai akurasi sebesar 43% berdasarkan pengujian menggunakan *confusion matrix*. Nilai akurasi tersebut masih rendah sehingga masih perlu peningkatan uji coba lagi. Berdasarkan konteks yang telah dijelaskan, penulis merasa tertarik untuk mengkaji dan melakukan studi permasalahan tersebut dengan memilih judul “Penggunaan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning untuk Rekomendasi Gaya Rambut Pria”. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem yang dapat mendeteksi bentuk wajah dan jenis rambut untuk menghasilkan rekomendasi gaya rambut pria yang lebih akurat dengan menggunakan metode VGG16 serta diharapkan mencapai hasil akurasi yang tinggi. Pendekatan metode VGG16 dengan *transfer learning* juga memanfaatkan model *pre-trained*, sehingga memungkinkan adaptasi yang lebih baik meskipun dataset terbatas.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Analisis dan Gambaran Umum

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan metode *research and development* yang dibagi menjadi 3 tahap, yaitu studi pendahuluan, pengembangan model, serta pengujian [10]. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle yang berisi banyak gambar terkait bentuk wajah dan jenis rambut pria yang telah dikelompokkan berdasarkan kelasnya. Selanjutnya, penulis mengidentifikasi masalah di mana sulitnya mendapatkan rekomendasi gaya rambut yang sesuai karena beragamnya bentuk wajah dan jenis rambut. Data kemudian diproses melalui tahapan *preprocessing* untuk memastikan kualitas dan konsistensi. Setelah data diproses,

penulis melakukan pemodelan menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan menggunakan metode *transfer learning* yang nantinya akan dilatih dan diuji. Jika akurasi masih di bawah 70%, maka akan dilakukan pelatihan ulang pada model sehingga mencapai tingkat akurasi yang memadai. Tahap pemodelan ini dilakukan menggunakan Google Colab. Google Colab adalah IDE yang digunakan untuk pemrograman Python, dengan memanfaatkan server Google untuk melakukan pemrosesan, serta didukung oleh perangkat keras berkecepatan tinggi [11].



Gambar 1. Gambaran umum penelitian

2.2 Dataset

Penelitian ini menggunakan data bentuk wajah dan jenis rambut yang berhasil dikumpulkan melalui Kaggle. Dataset terdiri dari 1220 gambar bentuk wajah dan 555 gambar jenis rambut yang telah dikelompokkan ke dalam beberapa kategori. Dataset bentuk wajah terdiri dari 4 kelas, yaitu *ovale*, *rectangular*, *square*, dan *round*, serta dataset tipe rambut terdiri dari 4 kelas yaitu *straight*, *wavy*, *curly*, dan *bald*. Selanjutnya, dataset tipe wajah dibagi menjadi data *train*, *validation*, dan *test* berdasarkan kelasnya dengan persentase masing-masing data yaitu 60%, 20%, dan 20%. Pembagian tersebut dilakukan untuk mencegah *overfitting* dan memastikan model dapat menggeneralisasi dengan baik pada data baru yang belum dilihat sebelumnya [12]. Data *train* dan *validation* digunakan pada tahap pelatihan, sedangkan data *test* digunakan pada tahap pengujian. Berikut tabel dataset yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset pembagian bentuk wajah

Nama Kelas	Jumlah	Train (60%)	Validation (20%)	Test (20%)
<i>Ovale</i>	345	207	69	69
<i>Rectangular</i>	207	191	64	64
<i>Square</i>	334	124	41	42
<i>Round</i>	334	199	67	67

2.3 Preprocessing Data

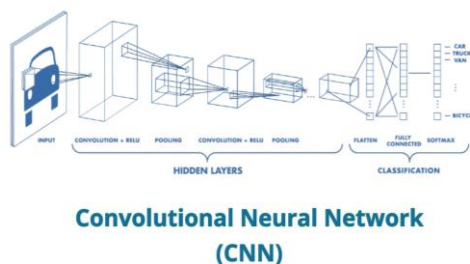
Tahapan ini dilakukan untuk memudahkan proses pengolahan data dan memastikan kualitas data yang digunakan dalam penelitian menjadi lebih baik [13]. Pada tahapan ini, *preprocessing* yang dilakukan yaitu normalisasi hingga augmentasi untuk memperluas data dan meningkatkan performa model. Keterbatasan jumlah dataset menjadikan langkah ini menjadi sangat penting. Salah satu metode yang efektif untuk mengatasi keterbatasan jumlah data adalah dengan menerapkan teknik augmentasi [14].

Proses augmentasi yang dilakukan meliputi rotasi, pergeseran lebar dan tinggi, *flip*, *zoom*, *bright* atau mengubah kecerahan gambar 80% sampai 12%, serta *fill mode*. Teknik rotasi dilakukan untuk memutar gambar. Pada tahap ini, penulis melakukan rotasi sebesar 20 derajat. Teknik *flip* dilakukan untuk membalik data secara horizontal. Selanjutnya, *zoom* dilakukan untuk memperbesar dan memperkecil gambar dengan maksimum 10%. Tahap *fill mode* juga digunakan pada tahap augmentasi menggunakan metode interpolasi terdekat untuk mengisi piksel yang hilang.

Sebelum data di augmentasi, tentunya dilakukan proses normalisasi terlebih dahulu. Pada tahap ini, penulis melakukan normalisasi ekstensi *file* gambar dan normalisasi nilai piksel gambar pada dataset tipe rambut. Setiap gambar akan diperiksa terlebih dahulu untuk memastikan ekstensi yang benar adalah *.jpg* atau *.png*. Jika terdapat ketidaksesuaian data, akan diubah menjadi *.jpg*. Kemudian, tahap selanjutnya nilai piksel gambar dinormalisasi dan disimpan dalam variabelnya sesuai dengan kategorinya masing-masing.

2.4 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN merupakan algoritma dari *deep learning* yang dirancang untuk mengolah data berbentuk gambar dan suara. Metode ini sangat efektif untuk berbagai tugas seperti pengenalan gambar, deteksi objek, segmentasi gambar, dan lain sebagainya [15]. CNN terdiri dari sejumlah lapisan neuron yang diatur dalam struktur tertentu, termasuk lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected. Setiap lapisan memiliki fungsi khusus dalam mengekstraksi dan memproses fitur dari data input secara bertahap dan hierarkis. Berikut penjelasannya melalui gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur model CNN

2.5 Transfer Learning

Transfer learning memungkinkan pengembangan model yang efisien dengan menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya atau *pre-trained*. Aplikasi dalam konteks rekomendasi gaya rambut dapat memanfaatkan model *pre-trained* ini untuk meningkatkan akurasi tanpa memerlukan data pelatihan yang besar. Salah *satu pre-trained model* yang memiliki performa yang baik adalah MobileNetV2 [9]. Namun, MobileNetV2 memiliki parameter yang kecil serta kurang optimal jika ingin fokus pada peningkatan akurasi dibandingkan dengan VGG16. Sehingga, penelitian ini memanfaatkan model *transfer learning* VGG16. Berikut beberapa tahapan penggunaan *transfer learning* pada penelitian ini.

1) Extract Feature

Ekstraksi fitur pada penelitian ini dilakukan pada dataset bentuk wajah dan tipe rambut. Pada dataset tipe wajah, proses ini dilakukan ketika tahap *landmark face detection* pada data *train*, data *validation*, dan data *test*. Tujuannya untuk mendeteksi dan mengekstrak *landmark* wajah dari gambar-gambar di folder dataset, sehingga menghasilkan koordinat *landmark* untuk pelatihan model. Ekstraksi dilakukan terhadap 68 titik *landmark* menggunakan model *dlib*. *Dlib* adalah *library opensource* yang menyediakan *environment* untuk pengembangan perangkat lunak berbasis C++ [16]. *Dlib* bersifat gratis dan memungkinkan pengurangan biaya serta menyederhanakan proses implementasi [17]. Setelah proses selesai, data dari setiap gambar dikumpulkan dan disimpan dalam format CSV untuk dianalisis pada tahap selanjutnya. Proses *extract hair features* juga dilakukan agar memperoleh representasi numerik dari karakteristik visual gambar rambut yang selanjutnya digunakan sebagai input pada sistem rekomendasi gaya rambut. Ekstraksi dilakukan terhadap dua fitur, yaitu histogram warna dan tekstur LBP (Local Binary Pattern).

2) *Pre-trained Model*

Dalam sistem ini, penulis memanfaatkan *pre-trained model* yaitu VGG16 berbasis CNN untuk *training* data bentuk wajah dan tipe rambut yang dilakukan secara terpisah. Berdasarkan penelitian [18], VGG16 terbukti mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam pengenalan gambar, terutama ketika digunakan pada dataset ImageNet. Pengimplementasian VGG16 pada model tersebut digunakan sebagai *base model* dan lapisan aslinya dibekukan untuk memastikan model mempertahankan pengetahuan yang sudah ada dari dataset. Dengan memanfaatkan model *pre-trained* seperti VGG16, proses pelatihan dapat dilakukan lebih cepat dan tidak memakan banyak waktu, serta mampu membantu meningkatkan akurasi terutama pada jumlah dataset yang terbatas.

3) Pelatihan Menggunakan *Fine-Tuning*

Selama proses pelatihan, model dilatih berdasarkan dataset menggunakan metode fit dari Keras dengan sejumlah parameter tertentu. Melalui tahap ini, model diharapkan dapat melakukan generalisasi dengan baik pada data *testing*. Pada tahap ini, model juga memanfaatkan metode *fine-tuning* untuk mengenali bentuk wajah dan tipe rambut agar dapat menghasilkan prediksi yang akurat. *Fine-tuning* adalah metode *transfer learning* yang memanfaatkan pengetahuan yang diperoleh saat memecahkan suatu tugas atau masalah untuk diterapkan pada tugas lain yang berkaitan [19]. *Fine-tuning* dilakukan dengan menambahkan beberapa *layer* seperti Flatten, Dense, aktivasi ReLU, regularisasi L2 untuk mengurangi risiko *overfitting*, serta *layer* Dropout untuk meningkatkan generalisasi model. Pada *layer* akhir, lapisan Dense ditambahkan dengan fungsi aktivasi softmax agar menghasilkan *output* prediksi berdasarkan kelas. Beberapa lapisan *hyperparameter* juga ditambahkan meliputi *batch size*, *epoch*, dan *learning rate* untuk mengatur pelatihan dengan nilai yang disesuaikan. Parameter-parameter tersebut digunakan karena mempengaruhi performa model yang menggunakan neural network secara signifikan [20]. Selanjutnya, lapisan *callbacks* seperti Early Stopping, ReduceLROnPlateau, dan Model Checkpoint juga ditambahkan untuk membuat pelatihan menjadi lebih optimal.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, dilakukan evaluasi performa model CNN menggunakan *transfer learning* dengan metode VGG16 yang bertujuan untuk mendeteksi bentuk wajah dan jenis rambut guna menghasilkan rekomendasi gaya rambut dengan akurasi yang optimal. Tahap pelatihan dilakukan menggunakan data train dan validation serta beberapa parameter seperti *batch size*, *epoch*, dan *learning rate* dengan beberapa skenario untuk memaksimalkan performa model [21]. Pengujian dilakukan menggunakan data *test* melalui beberapa skenario parameter untuk menganalisis nilai *accuracy* dan *loss* yang menjadi dasar pengembangan sistem rekomendasi gaya rambut pria.

3.1 Pelatihan dan Pengujian

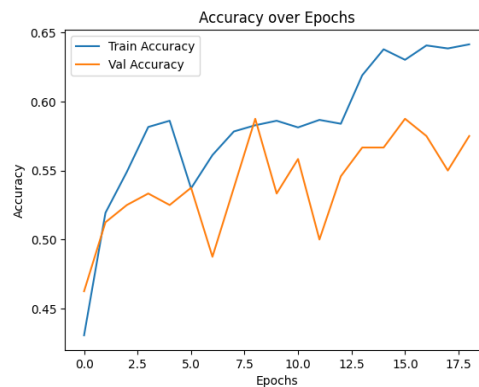
1) *Face Shape*

Pada tahap pelatihan, model dilatih menggunakan tiga skenario berbeda untuk mencari dan membandingkan nilai akurasi yang lebih optimal dengan menggunakan beberapa nilai parameter. Parameter yang diinisialisasi yaitu *batch size*, *epoch*, dan *learning rate*. Pada skenario satu, nilai parameter *batch size* yang diuji yaitu 32, dengan iterasi 50 *epoch*, dan *learning rate* yang digunakan yaitu Adam dengan nilai 0.0001. Pada skenario kedua, nilai *batch size* yang digunakan masih sama. Namun, parameter *learning rate* dan jumlah *epoch* ditingkatkan menjadi 75 dan 0,001 dengan tujuan melihat performa model akan lebih optimal atau tidak. *Output* atau hasil pelatihan dari kedua skenario dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil pelatihan dan pengujian CNN model *face shape*

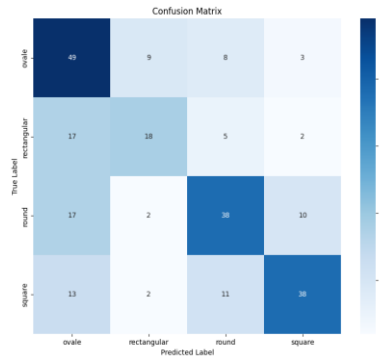
No.	Batch Size	Epochs	Learning Rate	Pelatihan			Evaluasi		
				Accuracy	Loss	Val Accuracy	Val Loss	Accuracy	Loss
1.	32	50	0.0001	96.52%	53.44%	56.85%	1.4721	58.09%	1.4761
2.	32	75	0.00005	93.94%	69.53%	61.83%	1.3823	54.13%	1.7026
3.	32	75	0.001	64.04%	94.38%	58.75%	1.1630	59.05%	1.1819

Berdasarkan Tabel 2 diketahui bahwa percobaan ketiga menunjukkan hasil akurasi pelatihan yang lebih rendah dibandingkan percobaan sebelumnya dengan nilai 64.04%. Akurasi validasi tertinggi adalah 58.75% yang diperoleh pada epoch 9. Selanjutnya, model dievaluasi dengan hasil akurasi sebesar 59.05% dan nilai *loss* sebesar 1.1819. Hasil akurasi tersebut masih belum optimal dengan indikasi penyebabnya adalah dataset yang digunakan sangat terbatas dan nilai parameter pelatihan yang kurang optimal sehingga menyebabkan model *underfitting*. Penelitian yang dilakukan oleh Sri Adiningsi dan Rizal Adi Saputra pada penelitiannya [18], berhasil mencapai tingkat akurasi yang tinggi dengan nilai akurasi pelatihan sebesar 81,61%, akurasi validasi 90,74%, dan hasil tes dengan akurasi 92% dengan jumlah dataset 6.100 data. Hal tersebut menunjukkan bahwa ukuran dataset yang cukup besar dapat meningkatkan kemampuan model untuk mengenali pola yang kompleks dan memberikan prediksi yang tepat. Meskipun belum optimal, hasil evaluasi atau pengujian percobaan ketiga menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan percobaan sebelumnya baik dari segi akurasi maupun *loss*. Dengan nilai akurasi tersebut serta jumlah dataset yang terbatas, menunjukkan bahwa pengimplemtasian metode VGG16 juga lebih baik jika dibandingkan metode lain seperti Viola-Jones. Berikut adalah grafik akurasi pada CNN model *face shape* pada gambar 3.



Gambar 3. Grafik akurasi CNN model *face shape* percobaan ketiga

Selanjutnya, model diuji lebih lanjut menggunakan confusion matrix. Confusion matrix adalah sebuah metode untuk mengukur performa dalam masalah klasifikasi. Pengujian menggunakan metode ini dilakukan berdasarkan model terbaik yang dihasilkan selama proses pelatihan untuk memperoleh akurasi, presisi, recall, dan f1-score sebagai berikut pada gambar 4.



Gambar 4. Confusion matrix *face shape* model

Tabel 2. Tabel hasil uji menggunakan confusion matrix

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f-1 score</i>	<i>support</i>
ovale	0.51	0.71	0.59	69
rectangular	0.58	0.43	0.49	42
round	0.61	0.57	0.59	67
square	0.72	0.59	0.65	64
<i>accuracy</i>			0.59	242
<i>macro avg</i>	0.61	0.57	0.58	242
<i>wighted avg</i>	0.61	0.59	0.59	242

Berdasarkan hasil uji menggunakan confusion matrix, model bentuk wajah telah diklasifikasikan berdasarkan kategori bentuknya dengan nilai akurasi sebesar 59%. Model cukup efektif dalam memprediksi beberapa tipe wajah. Namun, terdapat ketidakseimbangan distribusi data seperti pada kelas *rectangular*, sehingga menyebabkan hasil akurasi tidak optimal.

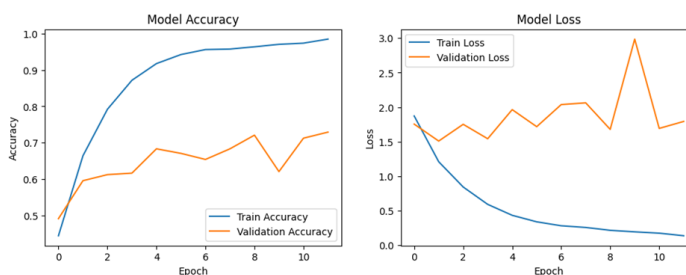
2) *Hair Type*

Tahap pelatihan dan pengujian model rambut dilakukan sebanyak tiga kali dengan skenario berbeda. Tujuannya untuk membandingkan nilai akurasi yang lebih optimal menggunakan beberapa nilai parameter. Parameter yang diinisialisasi masih sama seperti model *face shape* yaitu *batch size*, *epoch*, dan *learning rate*. Pada skenario pertama, nilai parameter *batch size* yang diuji yaitu 32, dengan iterasi 20 *epoch*, dan *learning rate* yang digunakan yaitu Adam dengan nilai 0.001. Untuk skenario kedua, nilai *batch size* yang digunakan masih sama. Namun, parameter jumlah epoch ditingkatkan menjadi 50, serta *learning rate* diperbesar menjadi 0.0001 untuk melihat peningkatan performa model. Pada skenario ketiga, parameter yang digunakan sama seperti skenario kedua, yang diubah hanya iterasi menjadi 75 *epoch*. Hasil pelatihan dari ketiga skenario dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pelatihan dan pengujian CNN model *hair type*

No.	<i>Batch Size</i>	<i>Epochs</i>	<i>Learning Rate</i>	Pelatihan			Evaluasi		
				<i>Accuracy</i>	<i>Loss</i>	<i>Val Accuracy</i>	<i>Val Loss</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Loss</i>
1.	32	20	0.001	28.26%	1.3691	28.63%	1.3676	28.51%	1.3249
2.	32	50	0.0001	97.05%	1.121	72.50%	1.4971	54.95%	1.0569
3.	32	75	0.0001	98.52%	0.2347	72.92%	1.7925	64.46%	1.6038

Berdasarkan Tabel 3, dapat diketahui bahwa nilai akurasi terbaik terdapat pada skenario ketiga dengan nilai akurasi pelatihan 98.52% dan akurasi validasi 72.92%. Model CNN selanjutnya diuji dengan memperoleh hasil akurasi 64.46% dan nilai *loss* 1.6038. Meskipun performa model tersebut menunjukkan nilai akurasi yang tinggi, namun nilai *loss* yang dihasilkan juga cukup tinggi, yang mengindikasikan terjadinya *overfitting*. Hal tersebut terjadi karena model terlalu kompleks untuk dataset yang tersedia, sehingga perlunya evaluasi lebih lanjut dengan jumlah dataset yang mencukupi agar model dapat lebih optimal. Berikut grafik *accuracy* dan *loss* CNN model *hair type*.



Gambar 5. Grafik akurasi CNN model *hair type* percobaan ketiga

3.2 Sistem Prediksi

Tahap ini dilakukan dengan tujuan memprediksi dan membuktikan keakuratan bentuk wajah dan tipe rambut berdasarkan model CNN yang telah di *training* sebelumnya. Kode akan meminta *user* untuk mengunggah gambar wajah yang nantinya akan dimuat dengan ukuran yang sesuai untuk *input* model yaitu 128x128 piksel. Selanjutnya, gambar diproses menjadi array dan dinormalisasi untuk diproses dengan baik. Apabila gambar telah selesai dinormalisasi, maka akan diprediksi agar menghasilkan probabilitas setiap kelas bentuk wajah dan tipe rambut. Hasil prediksi akan menampilkan kelas dengan probabilitas tertinggi untuk bentuk wajah dan tipe rambut seperti pada gambar 6 dan gambar 7.



Gambar 6. *Output* prediksi bentuk wajah



Gambar 7. *Output* prediksi tipe rambut

Berdasarkan output prediksi dari kedua dataset, dapat disimpulkan bahwa model masih dapat memprediksi gambar dengan benar sesuai input yang diberikan. Namun, tetap diperlukan pengujian model lebih lanjut dengan dataset yang lebih besar.

3.3 Recommendation Hairstyle

Sistem rekomendasi gaya rambut yang dilakukan pada tahap ini menggunakan model CNN untuk dapat mendeteksi bentuk wajah dan tipe rambut, sehingga dapat memberikan saran gaya rambut atau *hairstyle* yang sesuai. Model yang digunakan yaitu *pre-trained* berdasarkan model *face shape* dan *hair type* terpilih yang sudah dilatih dan diuji pada tahap sebelumnya. Parameter yang digunakan yaitu *batch size* dengan nilai 32, *epoch* dengan jumlah iterasi 100, dan *learning rate* Adam. Model ini dilatih dengan dataset gambar yang dikelompokkan berdasarkan bentuk wajah dan jenis rambut, sehingga proses pengenalan gambar akan dilakukan secara terpisah. *Output* dari model ini dibagi menjadi dua yaitu prediksi bentuk wajah dan prediksi tipe rambut. Selanjutnya, sistem akan memberikan rekomendasi gaya rambut yang cocok berdasarkan dataset gaya rambut secara acak sesuai dengan hasil yang terprediksi. Berikut hasil pelatihan dan pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil pelatihan dan pengujian *recommendation hairstyle*

	Pelatihan				Evaluasi	
	Accuracy	Loss	Val Accuracy	Val Loss	Accuracy	Loss
Face Shape	80.37%		62.24%		59.62%	
Hair Type	84.31%	1.1177	61.83%	2.3723	59.61%	2.2965

Tahap selanjutnya setelah pelatihan dan pengujian sistem rekomendasi yaitu prediksi model untuk membuktikan model yang dibuat. Proses prediksi pada tahap ini masih sama seperti prediksi model *face shape* dan *hairstyle* sebelumnya, yaitu *user* akan diminta untuk mengunggah gambar agar dapat diproses. Berikut merupakan *output* dari *recommendation hairstyle* pada gambar 8 dan gambar 9.



Gambar 8. *Output* percobaan pertama hasil rekomendasi gaya rambut



Gambar 9. *Output* percobaan kedua hasil rekomendasi gaya rambut

Berdasarkan *output* tersebut dapat diketahui bahwa model masih belum optimal dalam memprediksi gambar. Pada gambar 8, *output* prediksi yang diberikan masih sesuai dengan gambar yang diinput, sehingga memberikan rekomendasi *hairstyle* yang sesuai. Namun, pada gambar 9 *output* yang dihasilkan tidak sesuai dengan gambar yang diinput. Hal tersebut terjadi karena nilai *loss* yang masih tinggi dan menyebabkan model bekerja tidak optimal. Secara keseluruhan sistem rekomendasi gaya rambut menggunakan metode *transfer learning* VGG16 dapat membantu *user* memilih gaya rambut yang sesuai dengan bentuk wajah mereka. Namun, masih diperlukan pengujian lebih lanjut dengan penambahan jumlah dataset, mengatur nilai parameter pelatihan, atau penggunaan metode CNN lain seperti MobileNet yang berhasil dilakukan oleh Gulzar Y pada penelitian [14], agar menghasilkan akurasi yang optimal dan dapat menjangkau kebutuhan pelanggan secara lebih luas.

4. KESIMPULAN

Penelitian sistem rekomendasi gaya rambut menggunakan model CNN dan *transfer learning* dengan metode VGG16, *extract features*, dan *fine-tuning* telah membuktikan bahwa akurasi model memperoleh nilai yang tinggi meskipun masih di bawah 70%. Hasil pengujian CNN model *face shape* memperoleh nilai akurasi 60%, hasil pengujian CNN model *hair type* memperoleh nilai akurasi 64%, dan hasil pengujian sistem rekomendasi gaya rambut memperoleh nilai akurasi 59.62% untuk *face shape* dan 59.61% untuk *hair type* dengan nilai *loss*

2.29. Berdasarkan hasil pengujian, model dapat memberikan *output* yang baik, namun beberapa kali masih belum dapat menghasilkan *output* yang sesuai karena nilai *loss* yang tinggi meskipun nilai akurasi yang diperoleh juga tinggi. Sehingga, untuk mencapai tingkat yang lebih optimal, sistem rekomendasi masih perlu ditingkatkan, baik dari jumlah dataset yang lebih banyak, nilai parameter yang disesuaikan, maupun jenis model *pre-trained* yang digunakan. Meskipun demikian, sistem rekomendasi ini berhasil membuktikan bahwa penggunaan metode VGG16 dapat mencapai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan penelitian sebelumnya yang menggunakan metode Viola-Jones, terutama pada jumlah dataset yang terbatas. Berdasarkan penelitian sebelumnya, sistem rekomendasi gaya rambut menggunakan CNN dan *transfer learning* juga berpotensi untuk diimplementasikan pada aplikasi layanan konsultasi *hairstyle* seperti *barbershop* berbasis mobile, guna membantu para pelanggan menemukan gaya rambut yang sesuai bentuk wajah dan tipe rambut mereka. Sehingga, nantinya akan meningkatkan kepuasan pelanggan dan mempercepat proses konsultasi, sekaligus menciptakan peluang bisnis di industri *fashion*.

REFERENSI

- [1] S. Rajapaksha dan B. Kumara, "Hairstyle Recommendation Based On Face Shape Using Image Processing," Mei 2018. [Daring]. Tersedia pada: <https://visualstudio.microsoft.com/vs/>
- [2] R. Aswi Ramadhani dan A. Sanjaya, "Recommendation System For Selecting Haircut Models Based On Facial Shape Using The Viola-Jones Method," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 5, no. 1, hlm. 145–152, 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.1.1628.
- [3] J. Terapan, S. & Teknologi, R. H. Ardiansyah¹, H. L. Purwanto², dan Y. S. Dwanoko³, "Rancang Bangun Aplikasi Simulasi Model Rambut Menggunakan Augmented Reality pada Barbershop," *Fakultas Sains dan Teknologi-Universitas PGRI Kanjuruhan Malang*, vol. 5, no. 1, hlm. 2023, 2023.
- [4] R. K. A. Zein dan G. B. Satrya, "My Haircut: Aplikasi Pendeteksi Potongan Rambut Menggunakan Metode Augmented Reality Pada Pria," Okt 2023, hlm. 2577.
- [5] V. Wati, Yuliana, Nisrina Yulia Styowati, dan Mudawil Qulub, "Deteksi Wajah Menggunakan Algoritma Viola Jones Berbasis Android," *TEKNIMEDIA*, no. 1, hlm. 30, Jun 2023.
- [6] U. Sri Rahmadhani dan N. Lysbetti Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," *Jurnal Informatika: Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, vol. 8, no. 2, Mei 2023.
- [7] A. T. Putra, K. Usman, dan S. Saidah, "Webinar Student Presence System Based On Regional Convolutional Neural Network Using Face Recognition," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 2, no. 2, hlm. 109–118, Mar 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.2.82.
- [8] A. Abhista Hibatullah dan W. Apriandari, "Klasifikasi Kualitas Jenis Kopi Halus Robusta Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Dan Mobilenet-V2," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 5, Okt 2024.
- [9] P. Adi Nugroho, I. Fenriana, dan R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," *JURNAL ALGOR*, vol. 2, no. 1, Sep 2020, [Daring]. Tersedia pada: <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/algor/index>
- [10] R. Juan, H. Butar-Butar, dan N. Lysbetti Marpaung, "Deep Learning untuk Identifikasi Daun Tanaman Obat Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2," *Jurnal Informatika: Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, vol. 8, no. 2, Mei 2023.
- [11] R. Gelar Guntara, "Pemanfaatan Google Colab Untuk Aplikasi Pendeteksian Masker Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning YOLOv7," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 5, no. 1, hlm. 55–60, Feb 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i1.750.
- [12] N. F. Sahamony, Terttiaavini, dan H. Rianto, "Analisis Perbandingan Kinerja Model Machine Learning untuk Memprediksi Risiko Stunting pada Pertumbuhan Anak," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, hlm. 413–422, Feb 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1210.
- [13] R. Prabowo dkk., "Klasifikasi Image Tumbuhan Obat (Keji Beling) Menggunakan Artificial Neural Network," *Jurnal Komputasi*, vol. 9, no. 2, 2021.
- [14] Y. Gulzar, "Fruit Image Classification Model Based on MobileNetV2 with Deep Transfer Learning Technique," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 3, Feb 2023, doi: 10.3390/su15031906.

- [15] E. Adhi Guna *dkk.*, “Implementasi Algoritma Cnn Dalam Mengidentifikasi Tingkat Keparahan Jerawat Pada Wajah,” *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 4, hlm. 5778, Sep 2024.
- [16] R. R. Hajar *dkk.*, “Deteksi Wajah Berbasis Facial Landmark Menggunakan OPENCV Dan DLIB,” *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 2, Des 2021.
- [17] Y. Bao dan W. Xu, “Design and Implementation of a Fatigue Detection System Based on Dlib for Driver Facial Features,” *Open Access by IOS Press*, vol. 381, hlm. 792–799, Jan 2024, doi: 10.3233/FAIA231266.
- [18] S. Adiningsi dan R. A. Saputra, “Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Model VGG16,” *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, no. 4, 2023.
- [19] R. Anditto dan R. Roestam, “Security Monitoring Using Improved Mobilenet V2 With Fine-Tuning To Prevent Theft In Residential Areas During The Covid-19 Pandemic,” *SINTECH Journal*, vol. 5, no. 1, Apr 2022, doi: <https://doi.org/10.31598>.
- [20] P. N. dan S. Sugave, “Optimizing Machine Learning Models: An Adaptive Hyperparameter Tuning Approach,” *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering IJISAE*, vol. 11, no. 4, hlm. 344–354, 2023, [Daring]. Tersedia pada: www.ijisae.org
- [21] T. Yu dan H. Zhu, “Hyper-Parameter Optimization: A Review of Algorithms and Applications,” Mar 2020, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2003.05689>