

Rekomendasi Model Rambut Berdasarkan Bentuk Wajah Menggunakan Metode CNN

^{1*}Bagus Kusuma Wijaya, ²Intan Nur Farida, ³Ardi Sanjaya

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹baguzkusumaa@gmail.com, ²in.nfarida@gmail.com, ³dersky@gmail.com

Penulis Korespondens : Bagus Kusuma Wijaya

Abstrak— Perkembangan *Artificial Intelligence* telah mendorong pemanfaatan teknologi *Computer Vision* dalam berbagai bidang, termasuk pengembangan sistem rekomendasi berbasis citra. Salah satu permasalahan yang masih sering dijumpai adalah pemilihan model rambut yang kurang sesuai dengan bentuk wajah karena umumnya dilakukan berdasarkan preferensi pribadi atau rekomendasi penata rambut yang bersifat subjektif. Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi rekomendasi model rambut berdasarkan bentuk wajah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Implementasi CNN dilakukan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* melalui pendekatan *transfer learning* untuk mengoptimalkan proses klasifikasi dengan kebutuhan komputasi yang relatif rendah. Dataset penelitian terdiri atas 4.000 citra wajah yang dikelompokkan ke dalam empat kategori, yaitu *Heart*, *Oval*, *Round*, dan *Square*. Sebelum proses pelatihan dilakukan, seluruh citra melalui tahap *preprocessing* berupa *resize*, normalisasi, dan *data augmentation* pada data latih. Model yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan *Flask* sehingga pengguna dapat mengunggah citra wajah dan memperoleh hasil klasifikasi beserta rekomendasi model rambut secara otomatis. Hasil pengujian terhadap 600 data *testing* menunjukkan bahwa model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 57%, *precision* sebesar 58%, *recall* sebesar 57%, dan *F1-score* sebesar 56%. Selain menghasilkan klasifikasi bentuk wajah, aplikasi juga menampilkan tingkat kepercayaan (*confidence*) serta beberapa alternatif model rambut yang sesuai dengan hasil prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi metode CNN dengan aplikasi berbasis web mampu memberikan rekomendasi model rambut secara praktis serta berpotensi menjadi solusi pendukung dalam membantu pengguna menentukan model rambut yang sesuai dengan karakteristik wajah.

Kata Kunci— *Computer Vision*, *Convolutional Neural Network*, *MobileNetV2*, *transfer learning*, rekomendasi model rambut.

Abstract— The rapid advancement of Artificial Intelligence has encouraged the adoption of Computer Vision technology in various application domains, including image-based recommendation systems. One of the common challenges is selecting hairstyles that match facial characteristics, as decisions are generally based on personal preferences or subjective recommendations from hairstylists. This study aims to develop a hairstyle recommendation application based on facial shape using a Convolutional Neural Network (CNN). The proposed model employs the MobileNetV2 architecture with a transfer learning approach to achieve efficient image classification while maintaining low computational complexity. The dataset consists of 4,000 facial images categorized into four facial shape classes: Heart, Oval, Round, and Square. Prior to training, all images underwent preprocessing procedures including resizing, normalization, and data augmentation for the training dataset. The trained model was integrated into a web-based application using Flask, enabling users to upload facial images and automatically receive facial shape classification along with hairstyle recommendations. Experimental results obtained from 600 testing images indicate that the proposed model achieved an accuracy of 57%, precision of 58%, recall of 57%, and F1-score of 56%. In addition to facial shape classification, the application provides prediction confidence and several hairstyle recommendations corresponding to the predicted facial shape. The results demonstrate that integrating CNN with a web-based application can provide a practical hairstyle recommendation system and serve as a supporting tool to assist users in selecting hairstyles that better suit their facial characteristics.

Keywords— *Computer Vision*, *Convolutional Neural Network*, facial shape classification, hairstyle recommendation, *MobileNetV2*, *transfer learning*.

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



I. PENDAHULUAN

Perkembangan *Artificial Intelligence* (AI) telah mendorong kemajuan teknologi *Computer Vision* dalam berbagai bidang. Teknologi ini memungkinkan komputer mengenali, menganalisis, dan menginterpretasikan informasi visual secara otomatis sehingga banyak dimanfaatkan untuk menyelesaikan berbagai permasalahan yang sebelumnya bergantung pada pengamatan manusia [1], [2]. Seiring berkembangnya metode *deep learning*, penerapan *Computer Vision* tidak hanya terbatas pada bidang kesehatan, keamanan, dan industri, tetapi juga mulai diterapkan pada bidang gaya hidup (*lifestyle*), termasuk sistem rekomendasi berbasis citra [3].

Salah satu aspek yang memengaruhi penampilan seseorang adalah pemilihan model rambut. Model rambut yang sesuai dapat menciptakan proporsi wajah yang lebih seimbang sehingga meningkatkan rasa percaya diri. Namun, pemilihannya masih banyak dilakukan berdasarkan tren, preferensi pribadi, atau rekomendasi penata rambut yang bersifat subjektif, sehingga belum tentu sesuai dengan karakteristik bentuk wajah setiap individu [4].

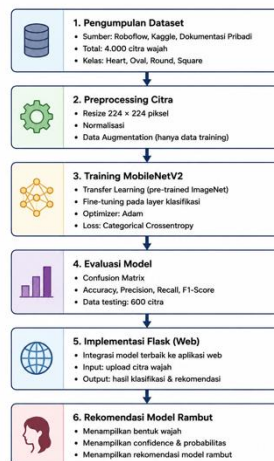
Perkembangan metode *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), memberikan peluang untuk mengurangi subjektivitas tersebut melalui klasifikasi citra secara otomatis. CNN mampu mengekstraksi fitur visual secara bertingkat tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual, sehingga banyak digunakan pada berbagai penelitian pengenalan objek, deteksi wajah, dan klasifikasi bentuk wajah [5], [6]. Salah satu arsitektur yang banyak diterapkan adalah *MobileNetV2* karena memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit, kebutuhan komputasi yang rendah, serta tetap mampu menghasilkan performa klasifikasi yang kompetitif. Karakteristik tersebut menjadikan *MobileNetV2* sesuai untuk diimplementasikan pada aplikasi berbasis web maupun perangkat dengan sumber daya terbatas [7], [8].

Meskipun penelitian mengenai klasifikasi bentuk wajah telah berkembang, sebagian besar masih berfokus pada peningkatan performa model atau hanya menghasilkan informasi mengenai kategori bentuk wajah. Hasil klasifikasi tersebut umumnya belum dimanfaatkan lebih lanjut untuk memberikan rekomendasi model rambut yang dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Selain itu, implementasi model klasifikasi ke dalam aplikasi berbasis web yang menyajikan hasil prediksi beserta tingkat kepercayaan (*confidence*) dan rekomendasi model rambut masih relatif terbatas [9]. Kondisi ini menunjukkan adanya peluang untuk mengembangkan sistem yang tidak hanya mampu mengklasifikasikan bentuk wajah, tetapi juga memberikan rekomendasi model rambut secara otomatis.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan aplikasi rekomendasi model rambut berdasarkan bentuk wajah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan implementasi arsitektur *MobileNetV2*. Model yang telah dilatih diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis *Flask* sehingga pengguna dapat mengunggah citra wajah, memperoleh hasil klasifikasi secara otomatis, melihat tingkat kepercayaan prediksi, serta menerima rekomendasi model rambut sesuai bentuk wajah yang terdeteksi. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi proses klasifikasi bentuk wajah dengan sistem rekomendasi model rambut berbasis web sehingga hasil prediksi tidak hanya berupa label klasifikasi, tetapi juga menghasilkan rekomendasi yang lebih aplikatif dan bermanfaat bagi pengguna [10].

II. METODE

Penelitian ini menggunakan metode penelitian pengembangan (*Development Research*) yang bertujuan menghasilkan aplikasi rekomendasi model rambut berdasarkan bentuk wajah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Implementasi CNN pada penelitian ini menggunakan arsitektur *MobileNetV2* melalui pendekatan *transfer learning*. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset, *preprocessing* citra, pelatihan model, evaluasi performa, implementasi model ke dalam aplikasi berbasis web, serta penyajian rekomendasi model rambut berdasarkan hasil klasifikasi. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, penelitian dimulai dari pengumpulan dataset citra wajah hingga implementasi model ke dalam aplikasi berbasis web. Setiap tahapan dirancang secara berurutan sehingga model yang dihasilkan tidak hanya mampu melakukan klasifikasi bentuk wajah, tetapi juga memberikan rekomendasi model rambut secara otomatis berdasarkan hasil prediksi.

A. Pengumpulan Dataset

Dataset penelitian terdiri atas 4.000 citra wajah yang diperoleh dari beberapa sumber, yaitu Roboflow, Kaggle, dan dokumentasi pribadi. Seluruh citra telah melalui proses seleksi dan pelabelan sehingga dikelompokkan ke dalam empat kategori bentuk wajah, yaitu *Heart*, *Oval*, *Round*, dan *Square*. Selanjutnya dataset dibagi menjadi tiga kelompok, yaitu data *training*, *validation*, dan *testing* untuk mendukung proses pelatihan serta evaluasi model secara objektif.

Tabel 1 Pembagian Dataset

Dataset	Jumlah Citra
Training	2.800
Validation	600
Testing	600
Total	4.000

Pembagian dataset dilakukan untuk memastikan bahwa proses pelatihan, validasi, dan pengujian menggunakan data yang berbeda sehingga hasil evaluasi mampu merepresentasikan kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap citra baru.

B. Preprocessing Citra

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyeragamkan format citra sebelum digunakan pada proses pelatihan model. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel, kemudian dinormalisasi menggunakan fungsi *preprocess_input* yang tersedia pada *MobileNetV2*. Tahap normalisasi bertujuan menyesuaikan distribusi nilai piksel dengan karakteristik model *pre-trained* sehingga proses pembelajaran menjadi lebih optimal.

Untuk meningkatkan variasi data pelatihan, diterapkan teknik *data augmentation* berupa rotasi, pergeseran, pembesaran (*zoom*), serta pembalikan horizontal (*horizontal flip*). Teknik ini bertujuan meningkatkan kemampuan generalisasi model sehingga lebih adaptif terhadap variasi posisi wajah, orientasi citra, dan kondisi pencahayaan.

C. Pengembangan Model CNN

Model klasifikasi dikembangkan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *MobileNetV2*. Arsitektur ini dipilih karena memiliki kompleksitas komputasi yang rendah, jumlah parameter yang relatif sedikit, serta mampu menghasilkan performa klasifikasi yang kompetitif dibandingkan arsitektur CNN konvensional. Karakteristik tersebut menjadikan *MobileNetV2* sesuai diterapkan pada aplikasi berbasis web yang membutuhkan proses inferensi secara cepat.

Proses pelatihan dilakukan menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan memanfaatkan bobot awal (*pre-trained weights*) dari *ImageNet*. Selanjutnya dilakukan proses *fine-tuning* pada lapisan klasifikasi agar model mampu mengenali empat kategori bentuk wajah sesuai dengan dataset penelitian.

Tabel 2 Konfigurasi Pelatihan Model

Parameter	Nilai
Arsitektur	<i>MobileNetV2</i>
Ukuran Input	224×224 piksel
Optimizer	Adam
Loss Function	<i>Categorical Crossentropy</i>
Aktivasi Output	Softmax
Batch Size	32
Epoch	(sesuaikan dengan hasil pelatihan Anda, misalnya 30)
Transfer Learning	Ya

Selama proses pelatihan diterapkan beberapa *callback*, yaitu *ModelCheckpoint*, *EarlyStopping*, dan *ReduceLROnPlateau*. Kombinasi ketiga *callback* tersebut bertujuan memperoleh model terbaik sekaligus mengurangi risiko *overfitting*.

D. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan 600 citra data testing yang tidak pernah digunakan selama proses pelatihan maupun validasi. Performa model dianalisis menggunakan *Confusion Matrix* dan empat metrik evaluasi, yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*.

Penggunaan beberapa metrik evaluasi bertujuan memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kemampuan model dalam mengenali setiap kategori bentuk wajah. Selain menilai tingkat akurasi secara keseluruhan, evaluasi juga dilakukan untuk mengetahui keseimbangan kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang tepat pada setiap kelas.

Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, model dengan performa terbaik dipilih untuk diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web sehingga proses klasifikasi pada tahap implementasi menggunakan model yang telah memiliki performa paling optimal.

E. Implementasi Aplikasi

Model terbaik hasil pelatihan diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan *Flask*. Pengguna mengunggah citra wajah melalui antarmuka aplikasi, kemudian sistem secara otomatis melakukan *preprocessing*, menjalankan proses klasifikasi menggunakan model *MobileNetV2*, dan menghasilkan prediksi bentuk wajah.

Selanjutnya hasil klasifikasi diteruskan ke modul rekomendasi untuk menentukan alternatif model rambut yang sesuai dengan kategori bentuk wajah. Selain kategori hasil prediksi, aplikasi juga menampilkan nilai *confidence* dan probabilitas setiap kelas sehingga pengguna memperoleh informasi yang lebih lengkap mengenai tingkat keyakinan model terhadap hasil klasifikasi.

F. Rekomendasi Model Rambut

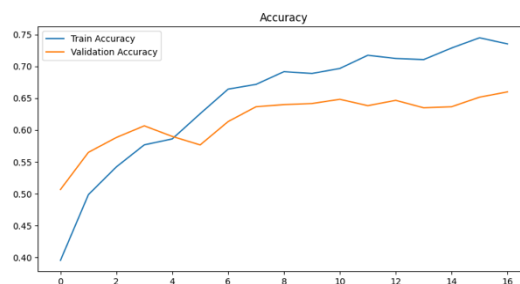
Tahap akhir penelitian merupakan proses penyajian hasil kepada pengguna. Berdasarkan kategori bentuk wajah yang berhasil diprediksi, sistem secara otomatis menampilkan beberapa alternatif model rambut yang telah disesuaikan dengan karakteristik masing-masing bentuk wajah.

Pendekatan ini memungkinkan hasil klasifikasi tidak berhenti pada proses identifikasi bentuk wajah, tetapi memberikan informasi yang lebih aplikatif melalui rekomendasi model rambut yang dapat dijadikan referensi oleh pengguna sebelum menentukan gaya rambut yang diinginkan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pelatihan Model

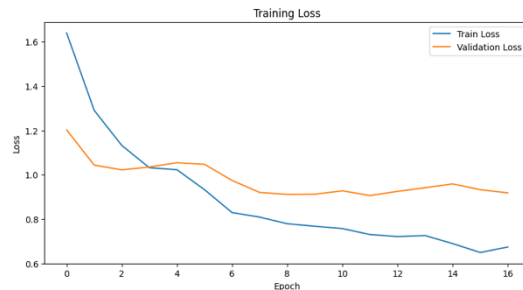
Model klasifikasi bentuk wajah dikembangkan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* melalui pendekatan *transfer learning*. Selama proses pelatihan, model mempelajari karakteristik visual dari empat kategori bentuk wajah, yaitu *Heart*, *Oval*, *Round*, dan *Square*. Proses pelatihan dilakukan menggunakan 2.800 citra *training* dan 600 citra *validation*. Selama pelatihan, performa model dipantau melalui perubahan nilai *accuracy* dan *loss* pada setiap *epoch* untuk mengevaluasi proses konvergensi model.



Gambar 2. Grafik Training Accuracy dan Validation Accuracy

Berdasarkan Gambar 2, nilai *training accuracy* mengalami peningkatan secara bertahap sejak awal pelatihan hingga mencapai sekitar 74% pada *epoch* terakhir. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik visual dari dataset secara bertahap selama proses pembelajaran. Sementara itu, *validation accuracy* juga mengalami peningkatan hingga mencapai sekitar 66%, meskipun menunjukkan fluktuasi pada beberapa *epoch*.

Perbedaan antara kurva *training accuracy* dan *validation accuracy* menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan belajar yang baik terhadap data pelatihan, namun masih menghadapi tantangan dalam melakukan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Meskipun demikian, peningkatan kedua kurva yang relatif stabil mengindikasikan bahwa penerapan *transfer learning* pada arsitektur *MobileNetV2* membantu proses pembelajaran berlangsung secara efektif tanpa mengalami *overfitting* yang signifikan.



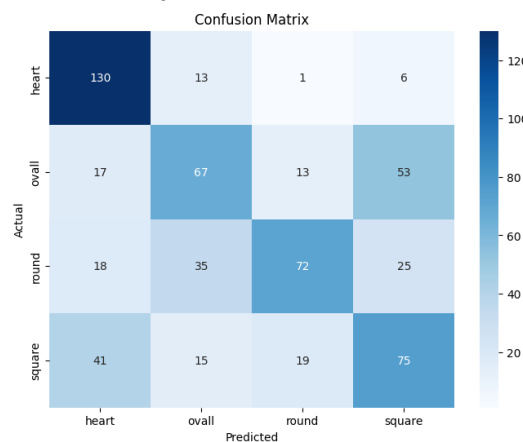
Gambar 3 Grafik Training Loss dan Validation Loss.

Grafik pada Gambar 3 memperlihatkan bahwa nilai *training loss* mengalami penurunan secara konsisten selama proses pelatihan. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model semakin mampu meminimalkan kesalahan prediksi terhadap data pelatihan. Pada sisi lain, *validation loss* juga mengalami penurunan walaupun masih menunjukkan fluktuasi pada beberapa *epoch*. Fluktuasi tersebut merupakan kondisi yang umum dijumpai pada proses pelatihan *deep learning* karena adanya variasi karakteristik citra pada data validasi.

Secara keseluruhan, pola perubahan *accuracy* dan *loss* menunjukkan bahwa proses pelatihan berlangsung dengan stabil. Penggunaan *ModelCheckpoint*, *EarlyStopping*, dan *ReduceLROnPlateau* berperan dalam memperoleh model terbaik sekaligus menjaga keseimbangan antara kemampuan model mempelajari data pelatihan dan kemampuan generalisasi terhadap data baru.

B. Evaluasi Model

Setelah proses pelatihan selesai, model terbaik dievaluasi menggunakan 600 citra data testing. Evaluasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* serta metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali masing-masing kategori bentuk wajah.



Gambar 4. Confusion Matrix

Berdasarkan *Confusion Matrix*, model menunjukkan tingkat keberhasilan klasifikasi yang berbeda pada setiap kategori bentuk wajah. Kategori *Heart* memiliki jumlah prediksi benar paling tinggi dibandingkan kategori lainnya. Sebaliknya, kesalahan klasifikasi masih ditemukan pada kategori *Oval*, *Round*, dan *Square*. Sebagian besar kesalahan terjadi karena adanya kemiripan karakteristik geometris antar bentuk wajah sehingga beberapa citra diprediksi sebagai kategori yang memiliki bentuk kontur wajah serupa.

Untuk memberikan gambaran performa model secara lebih rinci, hasil evaluasi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model

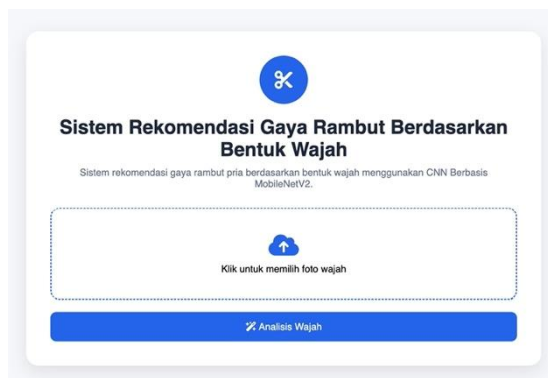
Bentuk Wajah	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
<i>Heart</i>	0,63	0,87	0,73
<i>Oval</i>	0,52	0,45	0,48
<i>Round</i>	0,69	0,48	0,56
<i>Square</i>	0,47	0,50	0,49
Accuracy	57%		

Berdasarkan Tabel 3, model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 57%, dengan rata-rata *precision* sebesar 58%, *recall* sebesar 57%, dan *F1-score* sebesar 56%. Kelas *Heart* menunjukkan performa terbaik dengan nilai *recall* sebesar 87%, yang mengindikasikan bahwa sebagianm besar citra pada kategori tersebut berhasil dikenali dengan benar oleh model. Sebaliknya, kategori *Oval* dan *Square* masih memiliki performa yang lebih rendah karena karakteristik visual kedua kategori memiliki kemiripan dengan bentuk wajah lainnya sehingga lebih sulit dipisahkan oleh model.

Meskipun nilai *accuracy* belum mencapai tingkat yang sangat tinggi, hasil tersebut menunjukkan bahwa model telah mampu mengenali pola dasar bentuk wajah dan menghasilkan prediksi yang cukup konsisten untuk diimplementasikan pada aplikasi rekomendasi model rambut.

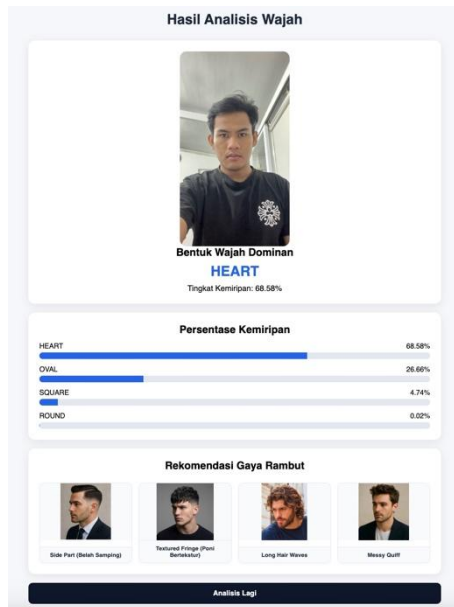
C. Implementasi Aplikasi

Model terbaik kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan *Flask*. Implementasi ini bertujuan agar hasil klasifikasi tidak hanya menghasilkan label bentuk wajah, tetapi juga dapat dimanfaatkan secara langsung oleh pengguna dalam memperoleh rekomendasi model rambut yang sesuai.



Gambar 5 Halaman Utama Aplikasi

Halaman utama menyediakan antarmuka sederhana yang memungkinkan pengguna mengunggah citra wajah sebelum dilakukan proses analisis. Setelah gambar dipilih, sistem akan melakukan validasi format berkas, menjalankan *preprocessing*, dan mengirim citra ke model *MobileNetV2* untuk proses klasifikasi. Desain antarmuka dibuat sederhana sehingga mudah digunakan tanpa memerlukan pengetahuan teknis mengenai *deep learning*.



Gambar 6 Hasil Klasifikasi dan Rekomendasi Model Rambut

Setelah proses klasifikasi selesai, aplikasi menampilkan kategori bentuk wajah beserta nilai *confidence* dan probabilitas setiap kelas. Pada contoh pengujian, sistem berhasil mengidentifikasi bentuk wajah sebagai kategori *Heart* dengan tingkat kepercayaan sebesar 68,58%. Selain menampilkan hasil klasifikasi, aplikasi juga memberikan beberapa rekomendasi model rambut yang sesuai dengan karakteristik bentuk wajah tersebut, seperti *Side Part*, *Textured Fringe*, *Long Hair Waves*, dan *Messy Quiff*. Penyajian beberapa alternatif model rambut memberikan fleksibilitas bagi pengguna untuk memilih gaya rambut yang paling sesuai dengan preferensi pribadi.

D. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* mampu melakukan klasifikasi bentuk wajah dengan performa yang cukup baik untuk mendukung pengembangan aplikasi rekomendasi model rambut. Penggunaan *transfer learning* memberikan keuntungan karena model dapat memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh dari dataset berskala besar (*ImageNet*), sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien meskipun jumlah dataset penelitian relatif terbatas.

Berdasarkan hasil evaluasi, kategori *Heart* memiliki performa terbaik. Hal ini menunjukkan bahwa bentuk wajah *Heart* memiliki karakteristik visual yang lebih konsisten, seperti dahi yang lebih lebar dan dagu yang meruncing, sehingga lebih mudah dikenali oleh model. Sebaliknya, kategori *Oval*, *Round*, dan *Square* menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih tinggi karena memiliki kemiripan pada proporsi wajah dan kontur rahang. Faktor lain seperti pencahayaan, sudut pengambilan gambar, ekspresi wajah, serta rambut yang menutupi

sebagian area wajah juga memengaruhi proses ekstraksi fitur sehingga berdampak pada hasil klasifikasi.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Nilai *accuracy* sebesar 57% menunjukkan bahwa performa model masih dapat ditingkatkan melalui penambahan variasi dataset, penerapan teknik segmentasi wajah sebelum proses klasifikasi, serta eksplorasi strategi *fine-tuning* yang lebih mendalam. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan sistem dengan menambahkan kategori bentuk wajah yang lebih beragam, memperluas rekomendasi model rambut untuk berbagai karakteristik pengguna, serta mengintegrasikan deteksi wajah secara *real-time* agar aplikasi lebih adaptif terhadap kondisi penggunaan di dunia nyata.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan aplikasi rekomendasi model rambut berdasarkan bentuk wajah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Aplikasi yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan bentuk wajah ke dalam empat kategori, yaitu *Heart*, *Oval*, *Round*, dan *Square*, serta memberikan rekomendasi model rambut secara otomatis berdasarkan hasil klasifikasi. Hasil pengujian terhadap 600 data *testing* menunjukkan bahwa model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 57%, *precision* sebesar 58%, *recall* sebesar 57%, dan *F1-score* sebesar 56%. Meskipun performa model masih dapat ditingkatkan, hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi CNN dengan aplikasi berbasis web mampu memberikan rekomendasi model rambut yang praktis dan dapat dimanfaatkan sebagai pendukung dalam pemilihan model rambut sesuai karakteristik wajah.

Penelitian selanjutnya dapat difokuskan pada peningkatan jumlah dan variasi dataset, optimalisasi proses *fine-tuning*, serta penerapan teknik deteksi wajah untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu, pengembangan aplikasi dapat diarahkan pada implementasi deteksi wajah secara *real-time* dan penyediaan rekomendasi model rambut yang lebih personal sesuai karakteristik pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *Communications of the ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84–90, 2017.
- [2] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, pp. 770–778.
- [3] A. G. Howard *et al.*, "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications," 2017.
- [4] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018, pp. 4510–4520.
- [5] F. Chollet, *Deep Learning with Python*, 2nd ed. Shelter Island, NY, USA: Manning Publications, 2021.
- [6] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press.

- [7] M. S. Azzahra, S. S. Maesaroh, and R. G. Guntara, “Penggunaan *Convolutional Neural Network* dan *Transfer Learning* untuk Rekomendasi Gaya Rambut Pria,” *Jurnal Algoritma*, vol. 21, no. 2, 2024.
- [8] S. Hajar, M. Murinto, and A. Yudhana, “Comparison of Transfer Learning Strategies Using MobileNetV2 and ResNet50 for Image Classification,” *JUTIF*, vol. 6, no. 5, 2025.
- [9] N. H. Muttaqin *et al.*, “Transfer Learning-Based CNN for Facial Image Classification,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 2025.
- [10] Y. Chen, Y. Zhang, Z. Huang, Z. Luo, and J. Chen, “CelebHair: A Large-Scale Dataset for Hairstyle Recommendation Based on CelebA,” 2021.
- [11] T. Mikolov *et al.*, “Transfer Learning in Deep Neural Networks: A Survey,” *IEEE Access*, 2022.
- [12] R. Szeliski, *Computer Vision: Algorithms and Applications*, 2nd ed. Springer, 2022.
- [13] A. Rosebrock, *Deep Learning for Computer Vision with Python*. PyImageSearch, 2021.
- [14] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization,” in *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.
- [15] T. Fawcett, “An Introduction to ROC Analysis,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2006.