

Klasifikasi Bentuk Wajah Menggunakan Efficientnet-B4

¹John Christofel Wicaksono, ²Julian Sahertian, ³Rony Heri Irawan

¹⁻³ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹cristofel109@gmail.com, ²juliansahertian@unpkediri.ac.id, ³rony@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : John Christofel Wicaksono

Abstrak—Klasifikasi bentuk wajah merupakan komponen penting dalam sistem rekomendasi produk personalisasi seperti kacamata atau kosmetik. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi bentuk wajah otomatis menggunakan arsitektur EfficientNet-B4 dengan pendekatan transfer learning pada framework PyTorch. Dataset yang digunakan terdiri dari lima kelas bentuk wajah yaitu oval, round, heart, square dan oblong, yang diambil dari dataset publik. Model dilatih menggunakan augmentasi data, normalisasi, mixed precision training, dan scheduler learning rate. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model berhasil mencapai akurasi validasi sebesar 81% dan F1-score rata-rata yang tinggi pada seluruh kelas. Studi ini menunjukkan bahwa arsitektur EfficientNet-B4 efektif digunakan dalam tugas klasifikasi bentuk wajah dan dapat digunakan sebagai dasar untuk sistem rekomendasi sebagai dasar untuk sistem rekomendasi berbasis wajah dimasa depan.

Kata Kunci— *deep learning*, EfficientNet-B4, klasifikasi wajah, PyTorch, *transfer learning*

Abstract— *Face shape classification is an important component in a personalized product recommendation system such as eyewear or cosmetics. This research aims to develop this system with the aim of developing an automatic face shape classification system using the EfficientNet-B4 technique with a transfer learning approach on the PyTorch framework. The dataset used consists of five classes of face shapes, namely oval, round, heart, square and oblong, which are taken from the public dataset. The model was trained using data augmentation, normalization, mixed precision training, and scheduler learning rate. The results of the evaluation showed that the model achieved a validation accuracy of 81% and a high average F1-score across all classes. This study shows that the EfficientNet-B4 architecture is effectively used in face shape classification tasks and can be used as the basis for a recommendation system as the basis for future face-based recommendation systems.*

Keywords— *deep learning*, EfficientNet-B4, facial classification, PyTorch, *transfer learning*

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



I. PENDAHULUAN

Klasifikasi bentuk wajah merupakan komponen penting dalam sistem rekomendasi produk personalisasi seperti kacamata atau kosmetik [1], [2]. Salah satu penerapannya adalah dalam klasifikasi bentuk wajah, yang dapat digunakan untuk berbagai kebutuhan seperti rekomendasi bentuk kacamata [3], aplikasi kecantikan, hingga *facelock* untuk *smartphone* [4]. Bentuk wajah manusia umumnya dikategorikan ke dalam beberapa tipe seperti *oval*, *round*, *heart*, *square* dan *oblong*.

Dalam pengembangan sistem klasifikasi wajah, arsitektur *Covolutional Neural Network* (CNN) menjadi pendekatan utama. CNN mampu mengekstraksi fitur spesial dari gambar wajah secara otomatis dan efektif [5]. Metode CNN adalah metode yang mengambil data input dalam bentuk gambar [6]. Namun, pelatihan CNN dari awal membutuhkan jumlah data besar dan waktu

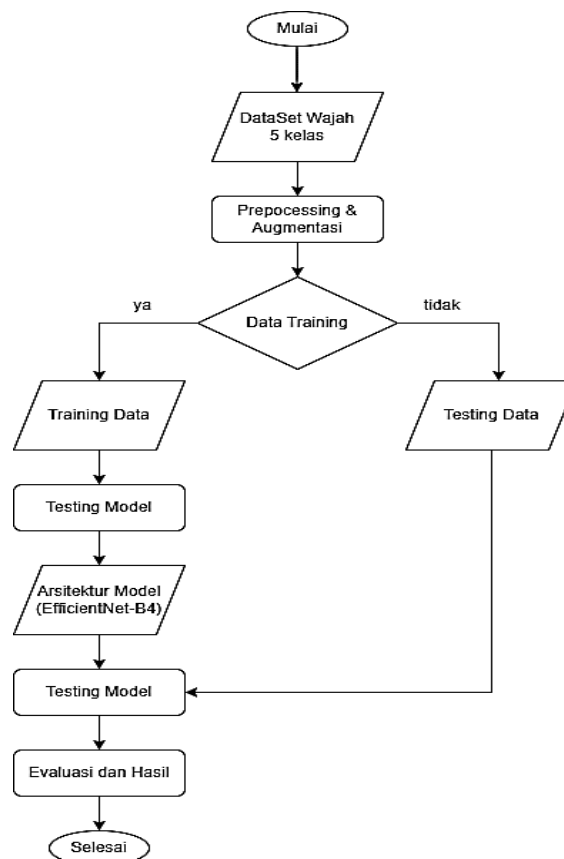
komputasi yang tinggi. Oleh karena itu, transfer learning menjadi strategi populer dengan memanfaatkan model yang dilatih sebelumnya pada dataset besar seperti *ImageNet* [7].

EfficientNet merupakan salah satu arsitektur CNN terbaru yang mengoptimalkan akurasi dan efisiensi komputasi melalui teknik *compound scaling* [8]. Khususnya, *EfficientNet-B4* menawarkan keseimbangan yang baik antara performa dan kebutuhan memori, menjadinya cocok untuk tugas klasifikasi gambar seperti klasifikasi bentuk wajah.

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi bentuk wajah menggunakan *EfficientNet-B4* dengan pendekatan transfer learning dan mengimplementasikannya dalam *framework Pytorch* [9]. Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model pada data uji dan menganalisis efektivitas pendekatan yang digunakan.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan *Convolution Neural Network* sebagai metode untuk mengklasifikasikan bentuk wajah. Arsitektur yang digunakan pada penelitian ini adalah *EfficientNet B-4*. Data yang digunakan pada penelitian yaitu bentuk wajah yang dikelompokkan kedalam 5 bentuk wajah seperti oval, round, heart, square dan oblong. Berikut kerangka model yang akan dilakukan, dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Model

Dalam penelitian ini dataset yang digunakan kumpulan gambar wajah yang telah diklasifikasikan kedalam lima bentuk wajah: *oval*, *round*, *heart*, *square* dan *oblong*. Dataset dibagi ke dalam dua bagian, yaitu data *training* dan *testing*, dengan struktur folder yang sesuai

untuk digunakan oleh Pytorch. Setelah mengambil, data akan di preprocessing pada data training berupa rotasi acak, *flipping horizontal*, perubahan kontras, saturasi, *brightness* dan ubah ukuran gambar menjadi 224 x 224. Model yang akan dilakukan *EfficientNet-B4* dari *torchvision.models*, dengan bobot *pretrained* dari *image Net*. Pelatihan model dilatih menggunakan fungsi *loss CrossEntropyLoss* dengan *label smoothing*. Fungsi *loss* didefinisikan sebagai:

$$e = -\sum_{i=1}^{\{C\}} y_i \log(p_i) \quad (1)$$

Dengan:

- C : jumlah Kelas
- y_i : label asli dalam bentuk *one – hot*
- P_i : probabilitas prediksi output dari model setelah *softmax*
-

Optimizer yang dilakukan adalah AdamW dan pengaturan learning dilakukan menggunakan *ReduceLROnPlateau* [10]. Pelatihan dilakukan selama 30 epoch dengan teknik mixed precision training menggunakan *torch.cuda.amp* untuk efisiensi memori dan kecepatan. Evaluasi model akan dilakukan dengan menghitung akurasi, *confusion matrix*, dan *classification report* yang mencakup *precision*, *recall* dan *F1-score*. Model terbaik akan disimpan berdasarkan nilai *validasi loss* terendah.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

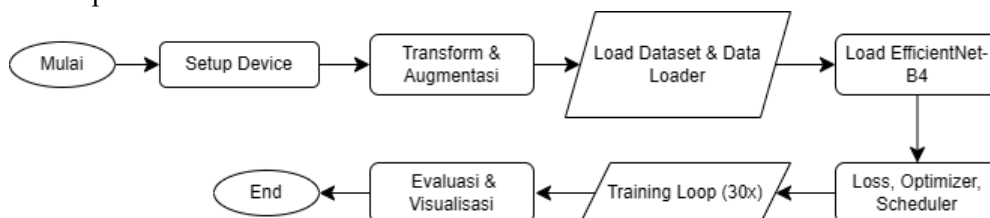
Dalam penelitian ini metode yang digunakan adalah arsitektur *Convolution Neural Network* dengan pendekatan *EfficientNet B-4*. Penelitian dilakukan dengan beberapa tahap pertama pengumpulan data dari kaggle, *preprocessing*, *split data set training* dan *testing*, *training* dengan model *EfficientNet B-4* yang telah dilatih sebelumnya dan mengevaluasi model menggunakan *confusion matrix*.

3.1 DataSet

Dalam penelitian ini menggunakan dataset publik yang bernama *Face Shape Dataset* yang diperoleh melalui kaggle, terdiri dari 5000 gambar selebriti wanita dari berbagai negara. Setiap gambar telah dikategorikan berdasarkan bentuk wajah kedalam lima kelas utama, yaitu *oval*, *round*, *heart*, *square* dan *oblong*. Dataset dapat diakses melalui kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/niten19/face-shape-dataset>).

3.2 Preprocessing Data

Proses *augmentasi* data gambar wajah dilakukan untuk mencegah *overfitting*. Hasil *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 *Preprocessing*

3.3 Proses Training

Tabel 1 menunjukkan hasil pelatihan menggunakan 30 epoch pada kumpulan data pelatihan dan validasi. Pada kumpulan data *training* pertama menghasilkan akurasi *Accuracy*: 0.3740,

Train Loss: 1.6799, Validation Loss: 1.5021. Selanjutnya, kedua akurasi meningkat *Accuracy: 0.4820, Train Loss: 1.4074, Validation Loss: 1.3443.* Proses ini berlanjut sampai ke-30, hingga akurasi mencapai *Accuracy: 0.8360, Train Loss: 0.4604, Validation Loss: 0.7447.*

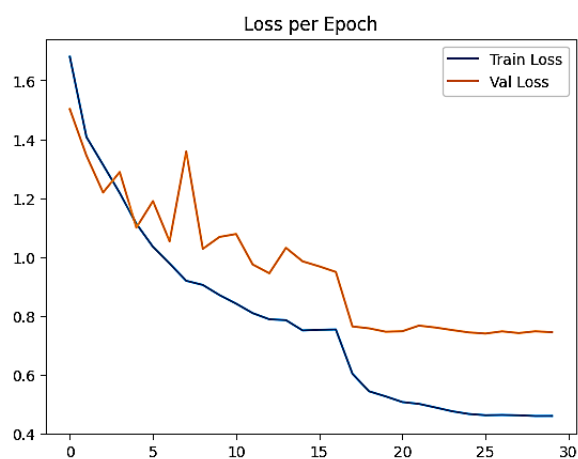
Tabel 1. Hasil Model

<i>Epoch</i>	<i>Data Train</i>		<i>Data validation</i>
	<i>loss</i>	<i>accuracy</i>	<i>Val loss</i>
1	1.6799	0.3740	1.5021
2	1.4074	0.4820	1.3443
3	1.3130	0.5490	1.2192
4	1.2176	0.5330	1.2886
5	1.1130	0.6450	1.0999
6	1.0347	0.5940	1.1899
7	0.9779	0.6560	1.0534
8	0.9194	0.5490	1.3583
9	0.9052	0.6880	1.0279
10	0.8709	0.6770	1.0682
11	0.8418	0.6770	1.0782
12	0.8095	0.6980	0.9747
13	0.7886	0.7230	0.9450
14	0.7857	0.6850	1.0312
15	0.7508	0.7050	0.9855
16	0.7528	0.7370	0.9684
17	0.7539	0.7430	0.9493
18	0.6035	0.8130	0.7643
19	0.5441	0.8190	0.7578
20	0.5267	0.8270	0.7464
21	0.5076	0.8260	0.7480
22	0.5014	0.8210	0.7671
23	0.4890	0.8230	0.7606
24	0.4763	0.8390	0.7520
25	0.4671	0.8400	0.7441
26	0.4629	0.8410	0.7402
27	0.4637	0.8360	0.7476
28	0.4626	0.8380	0.7419
29	0.4602	0.8380	0.7478
30	0.4604	0.8360	0.7447

3.4 Evaluasi Model

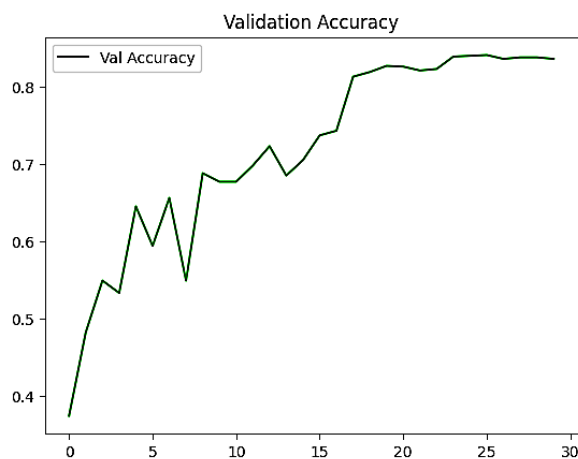
Model klasifikasi bentuk wajah yang menggunakan arsitektur *EfficientNet-B4* dengan pendekatan *transfer learning* dievaluasi melalui berbagai metrik dan visualisasi.

Pertama, dilakukan analisis performa model selama proses pelatihan. Grafik *training loss* dan *validation loss per epoch* menunjukan penurunan yang konsisten, menandakan proses pembelajaran yang stabil. Dengan demikian, kurva akurasi validasi terus meningkat hingga mencapai nilai akhir sebesar 84% pada epoch ke-30. Hal ini menunjukan bahwa tidak terjadi *overfitting*, yang didukung juga oleh pengguna teknik augmentasi data dan label *smoothing*.



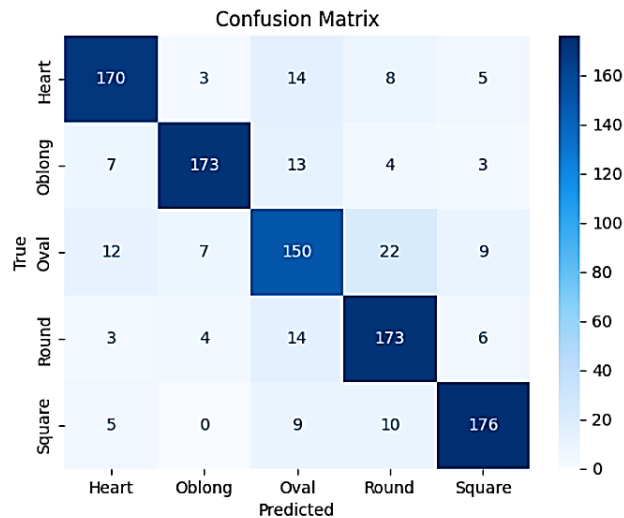
Gambar 3 *Loss per Epoch*

Dari Gambar 3 nilai *loss* pada data *training* dan validasi mengalami penurunan stabil selama 30 *epoch*. *Train loss* menurun dari 1.6799 menjadi 0.4604, sedangkan *validation loss* dari 1.5021 menjadi 0.7447. Hal ini menunjukkan proses pelatihan berjalan efektif dan stabil.



Gambar 4 *validation accuracy*

Pada Gambar 4 akurasi validasi meningkat secara bertahap dari 37,4% pada *epoch* pertama hingga mencapai 84% pada *epoch* ke-30. Kenaikan ini menunjukkan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data validasi.



Gambar 5 *Confusion Matrix*

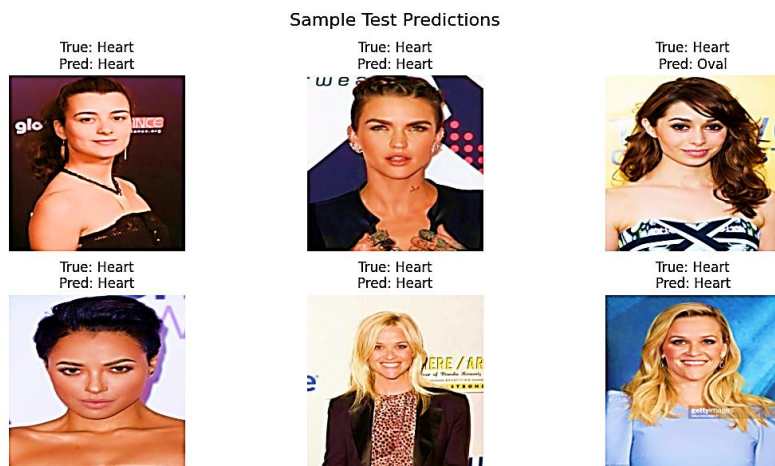
Pada Gambar 5 *Confusion matrix* digunakan untuk melihat kemampuan model dalam membedakan masing-masing kelas bentuk wajah. Matriks ini menampilkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas. Pada hasil pengujian, sebagian besar nilai berada pada diagonal utama, yang menandakan bahwa model berhasil mengklasifikasikan gambar sesuai label aslinya.

	precision	recall	f1-score	support
Heart	0.86	0.85	0.86	200
Oblong	0.93	0.86	0.89	200
Oval	0.75	0.75	0.75	200
Round	0.80	0.86	0.83	200
Square	0.88	0.88	0.88	200
accuracy			0.84	1000
macro avg	0.84	0.84	0.84	1000
weighted avg	0.84	0.84	0.84	1000

Gambar 6 *Clasification Report*

Dari Gambar 6 *Classification report* menyajikan metrik evaluasi seperti precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas bentuk wajah. Precision menunjukkan seberapa akurat model saat memprediksi suatu kelas, sedangkan recall menunjukkan seberapa baik model dalam menangkap semua data dari kelas tersebut. *F1-score* merupakan rata-rata harmonis dari precision dan recall. Berdasarkan hasil evaluasi, setiap kelas memiliki *F1-score* di atas 70%, yang berarti performa model cukup merata dan mampu mengenali semua kelas bentuk wajah dengan baik, tanpa bias terhadap satu kelas tertentu.

Dari hasil evaluasi kinerja *clasification* gambar bentuk wajah manusia menggunakan *EfficientNet-B4* dengan pendekatan *transfer learning*, hasil yang telah diperoleh adalah *accuracy* 84%.



Gambar 7 Sample Test

Selain dari evaluasi metrik pada gambar 6, dilakukan juga visualisasi prediksi terhadap beberapa gambar uji untuk melihat kemampuan model dalam mengenali bentuk wajah secara langsung. Gambar 7 menunjukkan hasil prediksi model pada enam gambar wajah dari data uji. Hasil prediksi sesuai dengan label sebenarnya, menandakan bahwa model tidak hanya akurat secara numerik, namun juga memiliki generalisasi visual yang baik.

Hasil Pengujian

Pada hasil pengujian ini, untuk menguji keefektifan model klasifikasi bentuk wajah yang telah dilatih menggunakan arsitektur EfficientNet B-4, dilakukan implementasi dalam bentuk deteksi. Ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar wajah, yang kemudian akan diproses melalui sistem deteksi wajah dan diklasifikasikan bentuk wajahnya oleh model deep learning. Berikut hasil dari deteksinya dapat dilihat pada gambar 8.

Klasifikasi Bentuk Wajah

No file chosen

Prediksi Bentuk Wajah: Oval

Akurasi: 87.71%



Gambar 8 Hasil Pengujian

IV. KESIMPULAN

Pengujian dilakukan dengan skenario pelatihan model klasifikasi bentuk wajah menggunakan arsitektur EfficientNet-B4 dengan pendekatan transfer learning pada framework PyTorch. Dataset yang digunakan terdiri dari 5 kelas bentuk wajah, yaitu oval, round, heart, square, dan oblong, dengan total 5000 gambar dari sumber publik. Proses pelatihan dilakukan selama 30 epoch, dengan teknik data augmentation, label smoothing, serta scheduler learning rate untuk meningkatkan generalisasi model. Hasil pelatihan menunjukkan penurunan training loss dari 1.6799 menjadi 0.4604, dan penurunan validation loss dari 1.5021 menjadi 0.7447, yang menunjukkan proses pelatihan berjalan stabil dan tidak mengalami overfitting.

Akurasi model meningkat secara bertahap dari 37,4% pada epoch pertama, hingga mencapai 84% pada epoch ke-30. Selain itu, hasil evaluasi melalui confusion matrix dan classification report menunjukkan bahwa model mampu mengenali semua kelas dengan baik, dengan nilai F1-score di atas 70% untuk seluruh kelas. Hasil ini membuktikan bahwa arsitektur EfficientNet-B4 efektif untuk klasifikasi bentuk wajah dan dapat diimplementasikan lebih lanjut dalam sistem rekomendasi personalisasi seperti pemilihan frame kacamata otomatis berbasis wajah.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Taigman, M. A. Ranzato, T. Aviv, and M. Park, "Taigman_DeepFace_Closing_the_2014_CVPR_paper", doi: 10.1109/CVPR.2014.220.
- [2] S. Pokhrel, "SISTEM REKOMENDASI FRAME KACAMATA BERDASARKAN BENTUK WAJAH MENGGUNAKAN DEEP LEARNING DENGAN METODE COVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR RESNET-50," *Ayan*, vol. 15, no. 1, pp. 37–48, 2024, [Online]. Available: https://repository.unissula.ac.id/37527/1/Teknik Informatika_32602000033_fullpdf.pdf
- [3] S. Young, F. Natalia, S. Sudirman, and C. S. Ko, "Eyeglasses frame selection based on oval face shape using convolutional neural network," *ICIC Express Lett. Part B Appl.*, vol. 10, no. 8, pp. 707–715, 2019, doi: 10.24507/icicelb.10.08.707.
- [4] N. Dewi and F. Ismawan, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Cnn Untuk Sistem Pengenalan Wajah," *Fakt. Exacta*, vol. 14, no. 1, p. 34, 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i1.8989.
- [5] M. E. Prasetyo, M. R. Faza, R. Pratama, S. N. H. Alhabsy, H. Purwanti, and A. P. A. Masa, "Klasifikasi Ragam Kendaraan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn)," *Adopsi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 142–148, 2023, doi: 10.30872/atasi.v2i2.1156.
- [6] R. Adityatama and A. T. Putra, "Image classification of Human Face Shapes Using Convolutional Neural Network Xception Architecture with Transfer Learning," *Recursive J. Informatics*, vol. 1, no. 2, pp. 102–109, 2023, doi: 10.15294/rji.v1i2.70774.
- [7] Q. V. Le Mingxing Tan, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for

- Convolutional Neural Networks Mingxing,” *Can. J. Emerg. Med.*, vol. 15, no. 3, p. 190, 2019.
- [8] R. Adolph, “Penerapan Efficient-Net Dalam Mengklasifikasikan Kanker Kulit,” *Penerapan Effic. Dalam Mengklasifikasikan Kanker Kulit*, pp. 1–23, 2016, [Online]. Available: <https://jurnal.unprimdn.ac.id/index.php/ISBN/article/view/5405>
- [9] A. Paszke *et al.*, “PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library. In Advances in Neural Information Processing Systems,” *NeurIPS*, no. NeurIPS, pp. 8026–8037, 2019.
- [10] I. Loshchilov and F. Hutter, “Decoupled weight decay regularization,” *7th Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2019*, 2019.