

Analisis Penggunaan Model EfficientNetV2 Dalam Memprediksi Jenis Kelamin Pada Wajah Pengguna Masker

Novendra Adisaputra Sinaga^{*1}, Ramadani², Rika Rosnelly³, Wanayumini⁴

¹ Program Studi Komputerasi Akuntansi, Politeknik Bisnis Indonesia; Jalan Sriwijaya No 9 Pematangsiantar, Indonesia

^{2,3,4} Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Potensi Utama, Jl.K.L Yos Sudarso KM.6,5 No. 3A Tj.Mulia, Medan, Indonesia

e-mail: ^{*1}mrnoven@gmail.com, ²ramadans.ordinary@gmail.com, ³rikarosnelly@gmail.com, ⁴wanayumini@gmail.com

Abstrak

Biometrik merupakan metode untuk mengenali karakteristik fisik atau perilaku manusia yang digunakan sebagai input untuk pengenalan pola. Setiap bentuk biometrik tentunya menggunakan teknologi yang berbeda dalam mengidentifikasikannya. Sebuah gallery atau pertunjukan seperti bioskop, pusat perbelanjaan, pameran membutuhkan informasi pengunjung dari acara tersebut untuk dilakukan sebuah kajian dalam menawarkan atau menjual produk sesuai dengan jenis kelamin dari pengunjung. Model EfficientNetV2 merupakan Family Baru dalam kelompok Covolution Neural Network (CNN) yang memiliki kecepatan pelatihan lebih cepat dan efisiensi parameter yang lebih baik daripada model sebelumnya. Dalam uji coba menunjukkan bahwa model EfficientNetV2 berlatih jauh lebih cepat daripada model tercanggih dengan ukuran hingga 6,8x lebih kecil. Hasil dengan memanfaatkan model EfficientNetV2 yang dilakukan 25 epoch dan terdapat 2 class yaitu laki-laki dan perempuan dimana masing-masing terdiri dari 72.318 data training dan 16.813 data testing. Didapatkan nilai akurasi untuk training 0.9455 (94.5 %) dan untuk data testing nilai akurasinya didapatkan 0.9475 (94.7 %). Untuk Nilai loss untuk training 0.1375 (13.75 %) dan untuk data testing nilai loss nya didapatkan 0.1277 (12.7 %).

Kata kunci—CNN, EfficientNetV2, Jenis Kelamin, Masker

Abstract

A technique for identifying physical traits or human behavior that is utilized as input for pattern recognition is called biometrics. Each type of biometric identification undoubtedly employs a unique technology. In order to do research on how to promote or sell items in accordance with visitor gender, a gallery or exhibition, such as a movie theater, retail mall, or exposition, needs visitor information from the event. The EfficientNetV2 model, a New Family in the Covolution Neural Network (CNN) family, outperforms the previous model in terms of parameter efficiency and training speed. According to tests, the EfficientNetV2 model can learn up to 6.8. The results using the EfficientNetV2 model were carried out for 25 epochs and there were 2 classes, namely male and female, each of which consisted of 72,318 training data and 16,813 testing data. The accuracy value for training is 0.9455 (94.5%) and for data testing the accuracy value is 0.9475 (94.7%). The loss value for training is 0.1375 (13.75%) and for testing data the loss value is 0.1277 (12.7%).

Keywords—CNN, EfficientNetV2, Gender, Mask



1. PENDAHULUAN

Biometrik merupakan metode untuk mengenali karakteristik fisik atau perilaku manusia yang digunakan sebagai input untuk pengenalan pola. Setiap bentuk biometrik tentunya menggunakan teknologi yang berbeda dalam mengidentifikasikannya [1]. Pengenalan wajah adalah salah satu bidang studi saat ini dalam *computer vision* yang telah diteliti selama beberapa dekade karena memiliki banyak kegunaan di dunia nyata, seperti di mobil pintar, keamanan, ritel, kecantikan, dan jejaring sosial. Tujuan dari sistem pengenalan ekspresi wajah adalah untuk secara otomatis menerjemahkan dan memahami gerakan wajah dari *input visual* [2]. Salah satu contoh informasi biometrik khas yang dimiliki setiap individu adalah wajah. Konstruksi wajah, warna kulit, bentuk mata, hidung, dan mulut, serta fitur lain seperti janggut, kumis, rambut, dan alis, semuanya merupakan informasi yang dapat diperoleh dari wajah manusia [1], [3]. Pengolahan citra merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengolah data biometric [4]. Dengan metode pengolahan citra dapat lebih jauh digunakan sebagai tahap untuk pengolahan data biometric [5]. Dengan memanfaatkan biometrik dapat memprediksi jenis kelamin [1], [2], [6]. Hampir setiap aktivitas manusia selalu mengharapkan hasil yang maksimal sehingga diperlukan peran teknologi [7]. Peningkatan luar biasa dalam perkembangan teknologi interaksi manusia-komputer yang canggih memungkinkan persoalan yang berhubungan dengan biometrik dapat diselesaikan bukan hanya sekedar mendeteksi jenis kelamin melainkan situasi *mood* seseorang juga dapat diprediksikan [8].

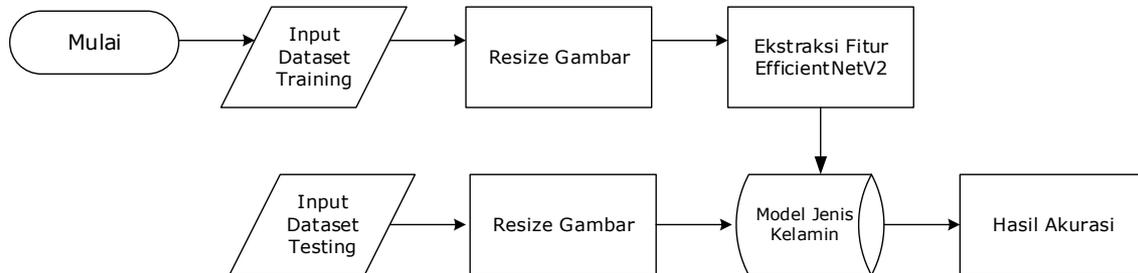
Sebuah *gallery* atau pertunjukan seperti bioskop, pusat perbelanjaan, pameran membutuhkan informasi pengunjung dari acara tersebut untuk dilakukan sebuah kajian dalam menawarkan atau menjual produk sesuai dengan jenis kelamin dari pengunjung. Data ini sangat dibutuhkan dalam menentukan dominasi produk yang akan dijual. Covid-19 sangat memberikan dampak dalam kebiasaan sehari-hari. Selain mencegah penularan virus covid 19 juga merupakan anjuran dari pemerintah untuk tetap menggunakan masker. Hal ini tentu mempengaruhi sistem biometrik untuk menentukan jenis kelamin dari pengunjung karena sebagian dari objek biometrik sudah tertutup oleh masker yang mempersulit dalam memprediksi jenis kelamin pengunjung.

Model *EfficientNetV2* merupakan famili baru dalam kelompok *Covolution Neural Network* (CNN) yang memiliki kecepatan pelatihan lebih cepat dan efisiensi parameter yang lebih baik daripada model sebelumnya. Model ini dikembangkan menggunakan kombinasi pencarian dan penskalaan arsitektur pelatihan jaringan, untuk bersama-sama mengoptimalkan kecepatan pelatihan dan efisiensi parameter. Model dicari dari ruang pencarian yang diperkaya dengan operasi baru seperti *Fused-MB Conv*. Dalam uji coba menunjukkan bahwa model *EfficientNetV2* berlatih jauh lebih cepat daripada model terancang dengan ukuran hingga 6,8x lebih kecil [9].

Pada penelitian sebelumnya pengenalan wajah dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)* dengan 10 skenario percobaan diperoleh akurasi 81,3% dan juga belum dapat membedakan masing-masing pose [10]. Pada penelitian dengan menggunakan model *EfficientNetV2* dalam mendeteksi penyakit tanaman kapulaga dan menghasilkan akurasi sebesar 98,26% [11]. Berdasarkan penelitian sebelumnya peneliti tertarik menganalisis model dengan menggunakan *EfficientNetV2* dalam memprediksi jenis kelamin pada wajah pengguna masker.

2. METODE PENELITIAN

Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah seperti Gambar 1 dibawah ini:



Gambar 1. Metode Penelitian

Pada penelitian ini menggunakan Data Sekunder yang merupakan dataset yang ada pada CelebFaces Attributes Dataset (CelebA). CelebA adalah kumpulan data atribut wajah berskala besar dengan lebih dari 200 ribu gambar selebriti, masing-masing dengan 40 anotasi atribut. Gambar dalam kumpulan data ini mencakup variasi pose yang besar dan kekacauan latar belakang. CelebA memiliki keragaman ukuran dengan jumlah banyak [12]. Setelah itu dilakukan resize pada gambar sehingga tidak terlalu berat untuk dilakukan komputasi untuk melakukan ekstraksi fitur. Setelah dilakukan resize gambar maka dilakukan proses ekstraksi fitur dengan menggunakan model *EfficientNet2* sehingga dari tapan tersebut diperoleh model untuk jenis kelamin. Untuk mendapatkan hasil akurasi dari model yang sudah dibentuk maka dilakukan juga input data testing dan dilakukan tahapan resize gambar dan setelah itu dilakukan pengujian ke dalam model jenis kelamin. Dari hasil model yang telah diuji setelah dimasukkan data testing maka akan di dapatkan hasil akurasi dari masing masing data training dan data testing gambar wajah dengan menggunakan masker baik laki-laki maupun perempuan.

a. Akuisisi dan Preprocessing Data

Gambar wajah laki-laki menggunakan masker sebelum dilakukan preprocessing data seperti pada Gambar 2 dibawah ini:



Gambar 2. Contoh Data Laki-Laki ber Masker

Pemotongan gambar dilakukan untuk menghilangkan daerah eksternal yang tidak diinginkan dari gambar. Pada Gambar 2 tampak seorang laki-laki berpose setengah badan. Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi data wajah. Pada penelitian ini melakukan random flip horizontal, random rotation dan random zoom. Setelah itu dilakukan resize gambar menjadi ukuran 128 x 128 pixel untuk seluruh gambar. Setelah itu dilakukan pengambilan area wajah dengan ukuran 96 x 96 pixel pada gambar yang telah di resize seperti Gambar 3 dibawah ini.



Gambar 3. Hasil Ekstraksi Data Wajah

Pada Gambar 3 menunjukkan hasil ekstraksi data wajah laki laki yang menggunakan masker. Tahapan penelitian ini merupakan tahap yang sangat penting karena menjadi sumber informasi dalam melakukan awal dalam melakukan tahap selanjutnya.

b. Ekstraksi Fitur

Dalam penelitian ini untuk mengekstrak fitur memanfaatkan model *EfficientNetV2* yang merupakan famili baru dalam kelompok *Covolution Neural Network* (CNN). Penggunaan model ini. Kombinasi pencarian neural *architecture search* (NAS) dan penskalaan yang digunakan bersama-sama mengoptimalkan kecepatan pelatihan dan efisiensi parameter. Pemanfaatan Model *EfficientNet2* pada saat *training* data akan mendapatkan model jenis kelamin pada orang yang menggunakan masker diwajah.

c. Model

Tahapan ekstraksi fitur akan menghasilkan model jenis kelamin. Pada proses pembentukan model dilakukan dengan menggunakan Bahasa pemrograman *python* dan menggunakan *library* keras dengan tahap pengujian sebanyak 25 epoch.

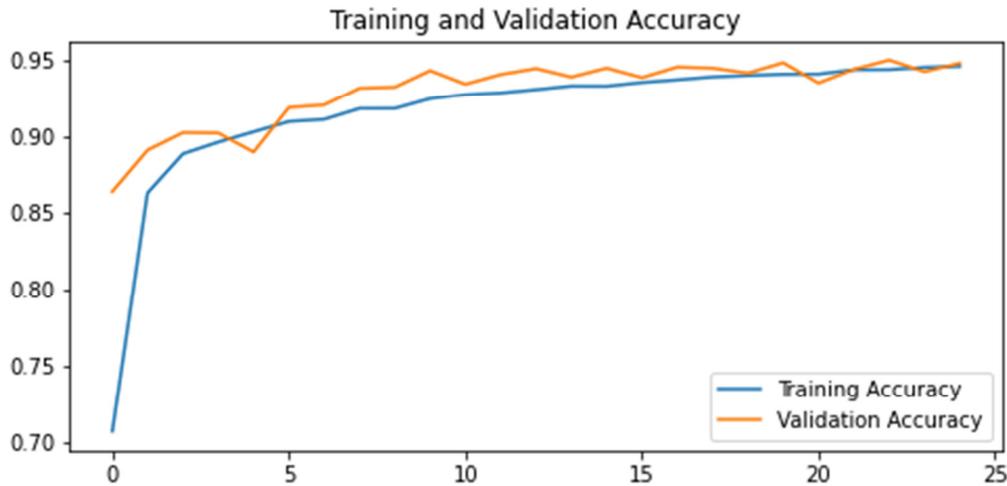
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini terdapat 2 class yaitu laki-laki dan perempuan dimana masing-masing terdiri dari 72.318 data training dan 16.813 data testing. Tabel 1 menunjukkan perbandingan akurasi untuk data *training* dan *testing*.

Tabel 1. Perbandingan Akurasi *Traning*
dan *Testing*

Epoch	Training	Testing
1	0.7071	0.8640
2	0.8632	0.8909
3	0.8884	0.9021
4	0.8960	0.9019
5	0.9027	0.8895
6	0.9093	0.9185
7	0.9108	0.9201
8	0.9178	0.9312
9	0.9178	0.9318
10	0.9242	0.9426
11	0.9270	0.9338
12	0.9281	0.9401
13	0.9303	0.9440
14	0.9326	0.9384
15	0.9326	0.9443
16	0.9350	0.9381
17	0.9367	0.9450
18	0.9385	0.9443
19	0.9395	0.9411
20	0.9403	0.9478
21	0.9404	0.9346
22	0.9432	0.9435
23	0.9433	0.9495
24	0.9448	0.9420
25	0.9455	0.9475

Setelah menerapkan model *EfficientNetV2* dan membentuk model baru untuk menentukan jenis kelamin sebanyak 25 epoch maka dapat dilihat perbandingan akurasi antara data training dan testing seperti pada Gambar 4 dibawah ini :



Gambar 4. Grafik Nilai Akurasi Data Training dan Testing

Dari Gambar 4 nilai akurasi untuk data training tetap semakin membaik selama *epoch*. Dan untuk data testing pada grafik dengan warna orange menunjukkan semakin tinggi *epoch* semakin konsisten nilai akurasinya.

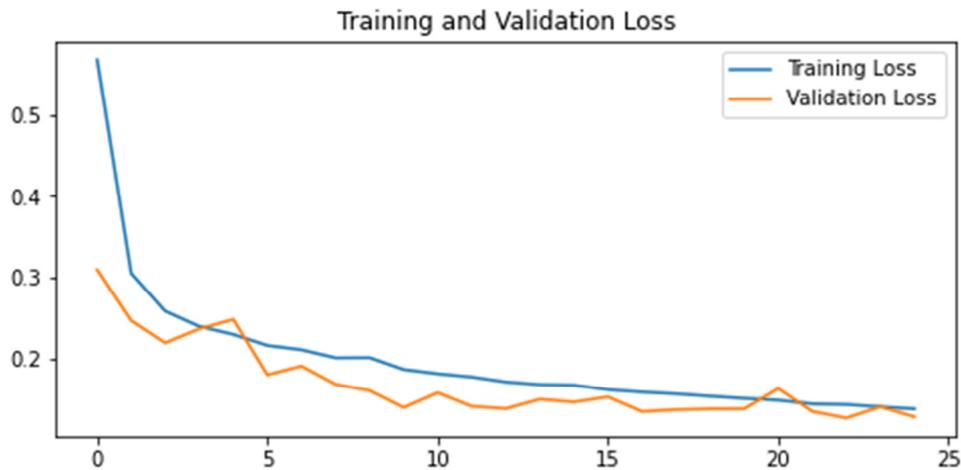
Perbandingan Nilai *Loss* untuk data *training* dan testing dalam pembentukan model yang dilakukan sebanyak 25 *epoch* dapat dilihat pada Tabel 2 dibawah ini

Tabel 2. Perbandingan Nilai *Loss Training* dan *Testing*

Epoch	Loss Training	Loss Testing
1	0.5682	0.3098
2	0.3055	0.2469
3	0.2586	0.2193
4	0.2397	0.2367
5	0.2297	0.2483
6	0.2161	0.1797
7	0.2108	0.1904
8	0.2008	0.1679
9	0.2010	0.1600
10	0.1863	0.1392
11	0.1810	0.1574
12	0.1770	0.1407
13	0.1708	0.1378
14	0.1675	0.1494
15	0.1668	0.1459
16	0.1612	0.1523
17	0.1582	0.1343
18	0.1560	0.1365
19	0.1531	0.1375

20	0.1504	0.1375
21	0.1482	0.1626
22	0.1436	0.1344
23	0.1428	0.1262
24	0.1400	0.1400
25	0.1375	0.1277

Dalam proses pembentukan model baru untuk menentukan jenis kelamin mengalami nilai *loss* data yang dilakukan data training dan testing seperti pada Gambar 5 dibawah ini:



Gambar 5. Grafik Nilai Loss Data Training dan Testing

Dari Gambar 5 nilai *loss* untuk data training semakin tinggi *epoch* semakin turung nilai *loss* nya sementara pada data *testing* pada grafik dengan warna *orange* menunjukkan semakin tinggi *epoch* semakin rendah dan konsisten nilai *loss* nya.

4. KESIMPULAN

Dalam pengujian yang dilakukan dalam pembentukan model baru dengan memanfaatkan model *EfficientNetV2* yang dilakukan 25 *epoch*. Penelitian ini terdapat 2 *class* yaitu laki-laki dan perempuan dimana masing-masing terdiri dari 72.318 data *training* dan 16.813 data *testing*. didapatkan nilai akurasi untuk *training* 0.9455 (94.5 %) dan untuk data *testing* nilai akurasinya didapatkan 0.9475 (94.7 %). Untuk Nilai *loss* untuk *training* 0.1375 (13.75 %) dan untuk data *testing* nilai *loss* nya didapatkan 0.1277 (12.7 %). Untuk penelitian selanjutnya, diharapkan untuk meningkatkan 100 *epoch* atau *epoch* yang lebih tinggi diharapkan dapat meningkatkan nilai akurasi dan semakin rendah nilai *loss* nya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. D. Adinata and J. Arifin, "Klasifikasi Jenis Kelamin Wajah Bermasker Menggunakan Algoritma Supervised Learning," *J. Media Inform. Budidarma*, Vol. 6, No. 1, p. 229, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3377.
- [2] M. M. Islam, J.-H. Baek, and N. Tasnim, "Gender Prediction from Masked Face Images using Deep Learning towards Smart Store Customer Management," No. February, pp. 67–71, 2021, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/350106387>.
- [3] D. D. Darmansah, N. W. Wardani, and M. Y. Fathoni, "Perancangan Absensi Berbasis Face Recognition pada Desa Sokaraja Lor Menggunakan Platform Android," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, Vol. 8, No. 1, pp. 91–104, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i1.629.
- [4] A. Prasetyo and R. Rosnelly, "Identification of Malaria Parasite Patterns With Gray Level Co-Occurance," *Resti*, Vol. 5, No. 158, pp. 359–369, 2022.
- [5] T. Arifianto, "Penerapan Algoritma Viola-Jones Untuk Deteksi Masker Covid-19 di Politeknik Perkeretaapian Indonesia Madiun," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, Vol. 8, No. 4, pp. 2030–2040, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i4.1106.
- [6] V. S. Patel, Z. Nie, T. N. Le, and T. V. Nguyen, "Masked Face Analysis Via Multi-Task Deep Learning," *J. Imaging*, Vol. 7, No. 10, 2021, doi: 10.3390/jimaging7100204.
- [7] N. A. Sinaga, B. H. Hayadi, and Z. Situmorang, "Perbandingan Akurasi Algoritma Naïve Bayes, K-NN dan Svm Dalam Memprediksi Penerimaan Pegawai," *Tekinkom*, Vol. 5, No. 1, pp. 27–34, 2022, doi: 10.37600/tekinkom.v5i1.446.
- [8] T. S. Gunawan *et al.*, "Development of Video-Based Emotion Recognition Using Deep Learning with Google Colab," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, Vol. 18, No. 5, pp. 2463–2471, 2020, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v18i5.16717.
- [9] B. Z. Demiray, M. Sit, and I. Demir, "DEM Super-Resolution with EfficientNetV2," *arxiv*, pp. 1–7, 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2109.09661>.
- [10] A. Dinda, B. Sudirman, Y. A. Sari, and F. Utaminingrum, "Pengenalan Wajah Dengan Pose Unik Menggunakan Metode Learning Vector Quantization," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, Vol. 3, No. 1, pp. 884–891, 2019.
- [11] C. K. Sunil, C. D. Jaidhar, and N. Patil, "Cardamom Plant Disease Detection Approach Using EfficientNetV2," *IEEE Access*, Vol. 10, pp. 789–804, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3138920.
- [12] M. A. I. Miraj, "Celeb_A Dataset with Male and Female Separate." 2022, doi: 10.17632/zvr4jwvrcr.2.