



Performa Metode Convolutional Neural Network Pada Face Landmark Untuk Virtual Make Up Try On

Dameethia Angeline, Erico Jochsen, Dyah Erny Herwindiati*, Janson Hendryli

Fakultas Teknologi Informasi, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara, Jakarta, Indonesia

Email: ¹dameethia.535200001@stu.untar.ac.id, ²erico.535200005@stu.untar.ac.id, ^{3,*}dyahh@fti.untar.ac.id,

⁴jansonh@fti.untar.ac.id

Email Penulis Korespondensi: dyahh@fti.untar.ac.id

Abstrak—Make up atau tata rias wajah, merupakan kegiatan untuk mengubah penampilan dari bentuk asli sebenarnya dengan bantuan bahan dan alat make up. Alat make up merupakan suatu alat kecantikan yang biasa dipakai oleh sebagian besar wanita untuk mempercantik tampilan wajahnya dengan banyak pilihan shade. Shade pada alat make up merupakan warna yang biasa dipakai pada make up. Contoh alat make up yang paling sering dipakai antara lain eyeshadow, blush on, dan lipstick. Alat-alat make up ini dijual secara meluas secara daring maupun luring di toko fisik. Namun biasanya dibutuhkan juga tester agar mereka yang mau membeli dapat mencoba shade yang cocok bagi mereka. Saat membeli secara daring, seringkali mereka merasa sulit untuk memilih shade yang tepat, sementara tester di toko fisik terkadang dianggap kurang higienis karena sudah digunakan oleh banyak orang. Tujuan penulisan ini adalah mengukur performa metode Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur ResNet-50 pada landmark wajah untuk pembuatan virtual make up try on yang dapat menjadi salah satu alternatif permasalahan tersebut. Sumber data citra wajah yang dipakai adalah berasal dari situs Kaggle yang bernama Facial Keypoints Detection. Proses pengujian menghasilkan akurasi 78,99% sedangkan proses pelatihan menghasilkan akurasi 95,12%. Hasil evaluasi model ini menggunakan Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 2.2577 dan Mean Absolute Error (MAE) sebesar 1.5389.

Kata Kunci: Make Up; CNN; Face Landmark Detection; ResNet-50; Virtual Make Up Try On

Abstract—Make up or facial makeup, is an activity to change the appearance from its original form with the help of make up materials and tools. Make-up tools are beauty tools that are commonly used by most women to beautify the appearance of their faces with many shade choices. The shade on the make-up tool is the color usually used in make-up. Examples of make-up tools that are most often used include eyeshadow, blush on, and lipstick. These make-up tools are sold widely online and offline in physical stores. However, usually a tester is also needed so that those who want to buy can try the shade that suits them. When buying online, they often find it difficult to choose the right shade, while testers in physical stores are sometimes considered less hygienic because they have been used by many people. The aim of this paper is to measure the performance of the Convolutional Neural Network (CNN) method using the ResNet-50 architecture on facial landmarks for creating virtual make up try ons which can be an alternative to this problem. The facial image data source used is from the Kaggle site called Facial Keypoints Detection. The testing process produces 78.99% accuracy while the training process produces 95.12% accuracy. The evaluation results of this model use Root Mean Squared Error (RMSE) of 2.2577 and Mean Absolute Error (MAE) of 1.5389.

Keywords: Make Up; CNN; Face Landmark Detection; ResNet-50; Virtual Make Up Try On

1. PENDAHULUAN

Era digitalisasi merupakan suatu zaman yang secara mendalam mengalami perubahan besar pada kehidupan sebagian besar masyarakat ke arah yang lebih maju dan serba digital [1]. Dengan teknologi serba digital yang semakin canggih, semua informasi dan komunikasi menjadi lebih mudah diakses dan lebih cepat didapat. Perubahan ini juga memunculkan konsep baru seperti Internet of Things (IoT) yang menghubungkan internet dengan kegiatan sehari-hari, dan juga kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang memberikan kemampuan mirip seperti kecerdasan manusia.

Masyarakat pada saat ini sebagian besar menggunakan internet sebagai jaringan komunikasi yang dapat menghubungkan seluruh dunia secara waktu nyata. Maka tak heran, hampir semua kalangan manusia, mulai dari anak-anak, remaja, hingga lansia, akrab menggunakan internet untuk sehari-hari [2]. Internet membuat semua masyarakat dapat mengakses informasi dengan cepat, yang biasanya paling banyak ditampilkan dalam bentuk website. Website merupakan kumpulan halaman web yang saling terhubung dan dapat diakses dari seluruh dunia selama mempunyai koneksi internet [3]. Biasanya dalam suatu website mempunyai beberapa komponen, seperti gambar, teks, dan lainnya yang membuat website menarik untuk dikunjungi oleh masyarakat.

Pada era sekarang, sebagian besar masyarakat banyak yang ingin memaksimalkan penampilannya, terutama kaum wanita. Sebagian besar kaum wanita mencari informasi bagaimana cara membuat penampilannya lebih menarik di internet, salah satunya adalah penggunaan make up. Make up atau yang biasa disebut juga dengan tata rias wajah, merupakan kegiatan untuk mengubah penampilan dari bentuk asli sebenarnya dengan bantuan bahan dan alat make up [4]. Alat make up merupakan suatu alat kecantikan yang biasa dipakai oleh sebagian besar wanita untuk mempercantik tampilan wajahnya. Setiap peralatan make up ini memiliki fungsi dan kegunaannya masing-masing, sehingga tidak heran jika setiap wanita memiliki beragam alat make up sekaligus [5]. Contoh alat make up yang paling sering dipakai adalah eyeshadow, blush on, dan lipstick. Biasanya alat make up dapat dibeli secara luring di toko fisik maupun daring dengan berbagai macam shade. Shade pada alat make up merupakan warna yang biasa dipakai pada make up. Namun biasanya dibutuhkan juga tester agar mereka yang mau membeli dapat



mencoba shade yang cocok bagi mereka. Tidak jarang mereka merasa kesulitan saat menebak shade yang cocok saat beli secara daring, dan juga merasa tester yang disediakan secara luring di toko fisik tidak higienis karena sudah dipakai oleh puluhan atau bahkan ratusan wanita. Virtual make up try on dapat menjadi salah satu alternatif yang dapat menyelesaikan masalah tersebut. Face landmark detection merupakan proses mengidentifikasi dan melokalisasi titik-titik yang menonjol pada wajah manusia. Titik-titik ini disebut sebagai 'landmark' atau 'keypoints' yang mencakup bagian-bagian utama pada wajah, seperti mata, hidung, mulut, alis, dan lainnya.

Sumber data citra wajah yang dipakai berasal dari internet yang diambil dari situs Kaggle yang bernama Facial Landmark Detection berisi 7049 data yang sudah dianotasi dengan 15 keypoints pada wajah. Data ini berisi nilai x dan y pada setiap keypoints.

Penelitian sebelumnya yang berhubungan dengan pengerapan serta penggunaan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 ataupun berhubungan dengan face landmark ini sudah pernah beberapa kali dilakukan. Penelitian yang dilakukan oleh ArtSena Pahlevi Ristiawanto, Budhi Irawan, dan Casi Setianingsih di tahun 2021, menghasilkan suatu penemuan bahwa untuk mendeteksi ekspresi wajah, penelitian ini menggunakan augmentasi dan ResNet-50 modifikasi terlihat jauh lebih baik dengan akurasi pelatihan sebesar 64.28%, tes sebesar 60.71%, validasi sebesar 60.49% [6]. Selain itu terdapat penelitian oleh Budi Hartanto dan Teguh Susyanto di tahun 2023, menghasilkan suatu penemuan bahwa mendeteksi objek pada gambar menggunakan metode CNN dengan arsitektur ResNet-50 dapat mendapatkan akurasi sebesar 97% [7]. Terdapat juga penelitian oleh Van-Thanh Hoang, De-Shuang Huang, dan Kang-Hyun Jo di tahun 2021, menghasilkan suatu penemuan bahwa untuk membuat Face Landmark Detector menggunakan dataset AFLW2000-3D dengan arsitektur ResNet-50 menghasilkan landmark pada wajah yang terdeteksi dari beberapa gambar [8].

Kemudian penelitian selanjutnya oleh Muhammad Amin Nurdin, Randy Cahya Wihandika, dan Fitri Utamingrum di tahun 2020, menghasilkan suatu penemuan bahwa untuk mendeteksi gerakan mata menggunakan metode CNN berdasarkan facial landmark yang diuji terhadap video yang diambil 50 frame secara acak sebanyak tiga kali menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 0,95 [9]. Penelitian yang terakhir oleh I Putu Agus Eka Darma Udayana dan I Kadek Dwi Gandika Supartha di tahun 2021, menghasilkan suatu penemuan bahwa untuk mendeteksi face landmark dengan menggunakan metode Mean Denoising dan CNN dapat memiliki nilai akurasi yang lebih baik karena ada tahap menghilangkan noise terlebih dahulu, sehingga didapatkan rata-rata akurasi pengujian sebesar 81,33% [10].

Penelitian-penelitian sebelumnya memiliki perbedaan dengan penelitian ini yaitu dari penggunaan arsitektur pada CNN yang biasanya tidak menggunakan model ResNet-50 untuk pelatihannya dan juga beberapa penelitian yang sudah menggunakan ResNet-50 sebagai arsitekturnya namun bukan digunakan untuk mendeteksi face landmark. Selain itu, tahapan dalam pelatihannya juga berbeda dengan penelitian ini karena penelitian ini menggunakan teknik augmentasi gambar terlebih dahulu pada pre-processingnya. Lalu tujuan dari setiap penelitian sebelumnya berbeda dengan tujuan dibuatnya penelitian ini.

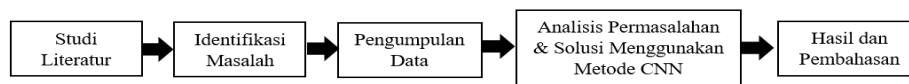
Tujuan penelitian ini adalah mengukur performa metode CNN menggunakan arsitektur ResNet-50 pada landmark wajah untuk pembuatan virtual make up try on. Hasil pendeteksian keypoints ini nantinya yang akan digunakan untuk penambahan warna atau shade sehingga membentuk seperti filter yang dapat dipakai pada sistem. Penelitian ini bertujuan agar dapat dipakai sebagai modal dasar pembuatan virtual make up try on untuk memberikan informasi shade yang dapat dicoba secara virtual oleh masyarakat khususnya wanita jika ingin memilih shade make up.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Untuk melakukan penelitian, penting untuk memiliki pemahaman yang cukup tentang keseluruhan aspek yang terkait dengan penelitian yang akan dilakukan. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa penelitian tersebut dapat berjalan dengan sesuai dengan tujuan yang ditetapkan. Oleh karena itu, berikut adalah beberapa poin yang perlu dipahami terkait dengan penelitian ini.

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan yang akan dilakukan pada penelitian ini akan ditunjukkan dalam bagan tahapan penelitian adalah sebagai berikut.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Adapun penjelasan pada setiap tahapan pada Gambar 1 adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Penulis melakukan riset dan pencarian referensi, serta pengumpulan informasi yang berkaitan dengan penelitian ini. Penulis melakukan tahapan ini melalui buku, jurnal, website, dan referensi lainnya yang terpercaya untuk penelitian ini.



2. Identifikasi Masalah

Penulis melakukan identifikasi terhadap masalah yang sudah ditemukan dan menganalisis apa solusi yang bisa digunakan untuk menyelesaikan masalah yang ada sesuai dengan hasil studi literatur yang sudah dilakukan sebelumnya.

3. Pengumpulan Data

Penulis melakukan pengumpulan data berupa dataset yang berisi data gambar wajah yang sudah dianotasi dengan keypoints agar bisa digunakan pada penelitian ini.

4. Analisis Permasalahan & Solusi Menggunakan Metode CNN dengan Arsitektur ResNet-50

Penulis menganalisis permasalahan dan melakukan solusi terhadap permasalahan yang ada menggunakan model ResNet-50. Penulis melakukan pelatihan dan pengujian menggunakan dataset yang sudah ditemukan sebelumnya.

5. Hasil dan Pembahasan

Penulis memperoleh hasil dari penelitian ini berupa tingkat akurasi pelatihan dan akurasi pengujian, serta model ini dievaluasi agar mendapatkan nilai error, sehingga dapat memberikan kesimpulan apakah model ini dapat menjadi solusi dari permasalahan yang ada.

2.2 Pengumpulan Data Penelitian

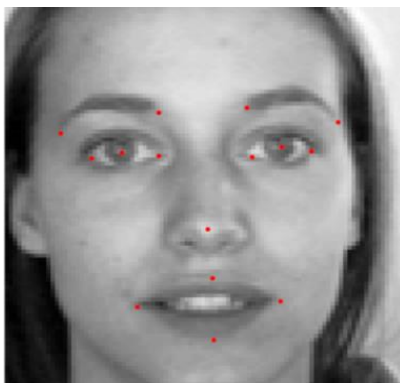
Dataset yang digunakan pada penelitian adalah berasal dari situs Kaggle bernama Facial Landmark Detection yang merupakan salah satu dataset kumpulan wajah manusia yang sudah dianotasi masing-masing memiliki 15 keypoints. Setiap keypoints yang diprediksi dinyatakan oleh pasangan nilai riil (x, y) dalam ruang indeks piksel. Ukuran gambar pada dataset ini adalah 96 x 96 piksel. Dataset ini berisi 7049 data yang sudah dianotasi. Informasi pada dataset tersebut dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Informasi pada Dataset

| # | Column | Non-null Count | Dtype |
|-----|--------------------|----------------|---------|
| 0 | left_eye_center_x | 7039 non-null | float64 |
| 1 | left_eye_center_y | 7039 non-null | float64 |
| 2 | right_eye_center_x | 7036 non-null | float64 |
| ... | | | |
| 30 | Image | 7049 non-null | object |

2.3 Face Landmark Detection

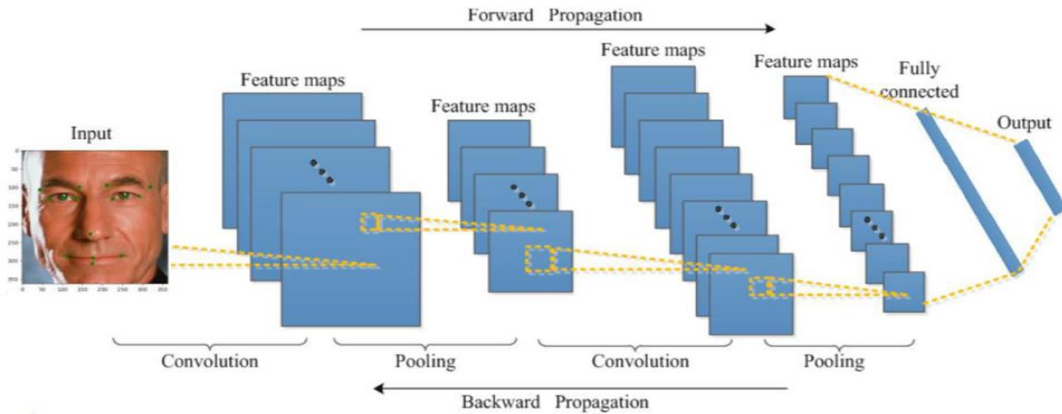
Pengenalan landmark wajah atau face landmark detection merupakan keluaran yang terstruktur bertujuan untuk memprediksi bentuk geometri yang diperoleh dari sebuah data berupa citra wajah. Landmark wajah digunakan untuk mendeteksi titik-titik pada wajah manusia yang berfungsi sebagai keypoints pada wajah. Titik-titik ini disebut sebagai 'landmark' atau 'keypoints' yang mencakup bagian-bagian utama pada wajah, seperti mata, hidung, mulut, alis, dan lainnya. Jumlah titik keypoints tergantung pada dataset yang digunakan [10]. Pada sistem ini, landmark yang akan dideteksi adalah 15 keypoints pada wajah agar bisa dapat diterapkan untuk pembuatan virtual make up try on. Berikut pada **Gambar 2** merupakan letak 15 keypoints yang dapat dideteksi pada wajah manusia.



Gambar 2. Letak 15 Keypoints yang Dapat Dideteksi

2.4 Metode Convolutional Neural Network

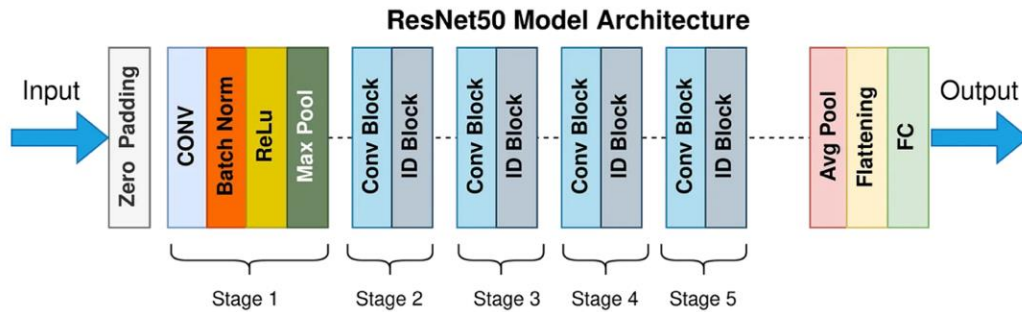
Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis algoritma dari metode deep learning yang biasa digunakan untuk memproses data citra untuk mendeteksi dan mengenali objek pada sebuah citra. CNN sendiri terdiri dari neuron yang memiliki weight, bias, dan activation function [11]. Penerapan CNN pada penelitian ini terdiri dari 2 bagian besar, yaitu convolution layer dan pooling layer. Berikut merupakan tahapan pada penerapan metode CNN dalam memproses input citra yang akan ditunjukkan pada **Gambar 3**.



Gambar 3. Penerapan Metode CNN [10]

2.5 ResNet-50

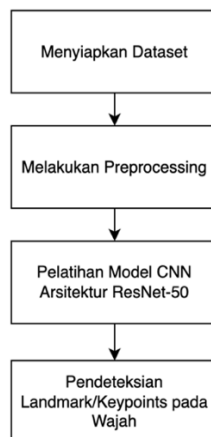
ResNet atau Residual Network merupakan salah satu jenis jaringan saraf konvolusional (CNN) yang diperkenalkan pada makalah tahun 2015 “Pembelajaran Residual Mendalam untuk Pengenalan Gambar” oleh He Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, dan Sun Jian [12]. ResNet yang asli memiliki 34 lapisan dan menggunakan blok 2 lapis, sedangkan ResNet-50 menggunakan blok 3 lapis untuk peningkatan akurasi dan waktu pelatihan yang lebih singkat [13]. ResNet-50 merupakan jaringan saraf konvolusional 50 lapisan (48 lapisan konvolusional, satu lapisan MaxPool, dan satu lapisan kumpulan rata-rata). Jaringan saraf sisa adalah jenis jaringan saraf tiruan (JST) yang membentuk jaringan dengan menumpuk blok sisa. Berikut merupakan bentuk arsitektur ResNet-50 pada **Gambar 4**.



Gambar 4. Bentuk Arsitektur ResNet-50

2.6 Proses Pengerjaan

Beberapa poin yang telah dijelaskan di atas akan dimanfaatkan dan digunakan dalam proses pelatihan dan proses pengujian. Tahapan yang dilakukan adalah mulai dari menyiapkan dataset yang akan digunakan, melakukan pelatihan menggunakan CNN dengan arsitektur ResNet-50 untuk melatih keypoints yang sudah dianotasi pada setiap wajah, sehingga bisa melakukan pendeteksian letak bagian-bagian pada wajah. Untuk mempermudah pemahaman mengenai proses pengerjaan, berikut merupakan bagan dari proses yang akan dilakukan dapat dilihat pada **Gambar 5** di bawah.



Gambar 5. Bagan Proses Pengerjaan



2.7 Proses Latih dan Proses Pendeteksian Landmark Wajah

Dalam proses penelitian ini bertujuan untuk melakukan pendeteksian landmark pada wajah, sehingga dataset yang sudah ada dilakukan pembagian menjadi dua bagian utama, yaitu data latih dan data uji. Skenario yang akan digunakan pada pelatihan ini adalah dengan membagi dataset menjadi 85% data latih dan 15% data uji. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan metode CNN dengan arsitektur ResNet-50. Kemudian dilanjutkan dengan proses pengujian yang menggunakan data uji untuk mengukur ketepatan dalam mendeteksi landmark wajah dan akurasi dari suatu model yang dilatih.

2.8 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan terhadap model yang sudah dilatih agar dapat mengukur sejauh mana model dapat memprediksi data dengan akurasi tertentu. Pada penelitian ini akan dilakukan evaluasi menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE). Alasan menggunakan RMSE dan MAE untuk evaluasi model adalah karena model ini adalah regresi, yaitu memprediksi nilai titik tertentu dan bukan tentang klasifikasi. Penjelasan lebih lanjut mengenai RMSE dan MAE akan dijelaskan sebagai berikut.

2.8.1 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error atau yang bisa disingkat dengan RMSE adalah suatu metode pengukuran untuk mengukur perbedaan nilai dari prediksi sebuah model sebagai estimasi atas nilai yang diobservasi. RMSE merupakan hasil dari akar kuadrat Mean Square Error (MSE). Keakuratan metode estimasi kesalahan pengukuran ditandai dengan adanya nilai RMSE yang kecil. Rumus RMSE adalah sebagai berikut. [14]

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}} \quad (1)$$

Keterangan:

A_t = Nilai data aktual

F_t = Nilai hasil peramalan

n = banyaknya data

S = Summation (Jumlahkan keseluruhan nilai)

2.8.2 Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error atau yang bisa disingkat dengan MAE adalah suatu metode pengukuran untuk mengukur rata-rata selisih mutlak nilai sebenarnya (aktual) dengan nilai prediksi (peramalan). MAE digunakan untuk mengukur keakuratan suatu model statistik dalam melakukan prediksi atau peramalan. Adapun rumus MAE adalah sebagai berikut. [15]

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A_i - F_i| \quad (2)$$

Keterangan:

n = ukuran sampel

A_i = nilai data aktual ke- i

F_i = nilai data peramalan ke- i

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan pada penelitian ini terdapat pembahasan tentang hasil pengumpulan dataset, pengolahan dataset (preprocessing), hasil-hasil preprocessing, pelatihan dataset, pengujian dataset, model, dan yang terakhir adalah evaluasi model terhadap data. Pelatihan digunakan untuk melatih model dengan menggunakan data yang sudah diolah atau sudah dilakukan preprocessing, kemudian akan menghasilkan suatu akurasi yang dapat digunakan untuk mendeteksi landmark wajah. Secara lebih detail penjelasan dan cara-cara yang dilakukan untuk mengolah dataset, membuat model, melatih dan menguji model serta melakukan evaluasi pada model akan dijelaskan sebagai berikut.

3.1 Hasil Pengumpulan Data

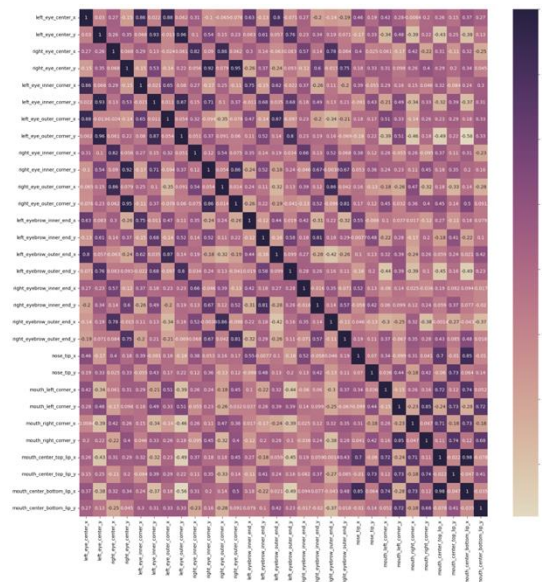
Dataset yang akan digunakan untuk penelitian ini merupakan data Facial Keypoints Detection, dataset ini dapat diunduh pada situs Kaggle (<https://www.kaggle.com/c/facial-keypoints-detection>). Dataset ini memiliki format .csv yang di dalamnya berisikan gambar wajah dengan 15 keypoints beserta letak koordinatnya di setiap wajah yang mewakili elemen-elemen wajah berikut ini:

- left eye center (mata kiri tengah)
- right eye center (mata kanan tengah)
- left eye inner corner (mata kiri dalam sudut)
- left eye outer corner (mata kiri luar sudut)



- e. right eye inner corner (mata kanan dalam sudut)
- f. right eye outer corner (mata kanan luar sudut)
- g. left eyebrow inner end (alis kiri dalam akhir)
- h. left eyebrow outer end (alis kiri luar akhir)
- i. right eyebrow inner end (alis kanan dalam akhir)
- j. right eyebrow outer end (alis kanan luar akhir)
- k. nose tip (hidung tip)
- l. mouth left corner (sudut mulut kiri)
- m. mouth right corner (sudut mulut kanan)
- n. mouth center top lip (mulut tengah atas bibir)
- o. mouth center bottom lip (mulut tengah bawah bibir)

Kemudian, koordinat 15 keypoints pada dataset ini masing-masing ditampilkan pada sebuah matriks 15 x 15 yang dapat dilihat pada **Gambar 6**. Koordinat ini akan digunakan sebagai label data agar model dapat mempelajari keypoint dengan lebih baik.



Gambar 6. Koordinat 15 Keypoints

Gambar-gambar input pada dataset ini berada pada urutan paling terakhir yang terdapat di file berisi daftar piksel dalam jarak angka bulat antara 0 – 255. Setiap gambar wajah pada data tersebut memiliki ukuran sebesar 96 x 96 piksel. Contoh gambar wajah pada dataset yang belum memiliki keypoints di atasnya dapat dilihat pada **Gambar 7**.



Gambar 7. Contoh Dataset

3.2 Hasil Pre-Processing Data

Setelah menyiapkan dataset yang diinginkan, langkah selanjutnya yang perlu dilakukan adalah melakukan proses pre-processing data Facial Keypoints Detection yang didapatkan dari situs Kaggle untuk dipakai ke dalam proses pelatihan dan pengujian, yaitu dengan cara melakukan teknik augmentasi gambar. Augmentasi gambar merupakan suatu teknik untuk meningkatkan jumlah data dengan cara melakukan modifikasi pada data-data yang sudah dikumpulkan. Augmentasi gambar dilakukan untuk mengumpulkan lebih banyak data dan dapat mengurangi potensi terjadinya overfitting [16]. Di penelitian ini, teknik augmentasi gambar yang digunakan adalah rotation, shift, brightness, dan noise. Penjelasan mengenai teknik augmentasi gambar yang digunakan dapat dilihat sebagai berikut:

- a. Rotation

Rotation atau rotasi merupakan suatu teknik augmentasi gambar yang dilakukan dengan cara diputar secara acak searah jarum jam atau berlawanan arah jarum jam sebanyak beberapa derajat yang kemudian disimpan untuk menjadi data baru [17]. Pada penelitian ini dilakukan rotation sebesar 15 derajat dan -15 derajat Pada



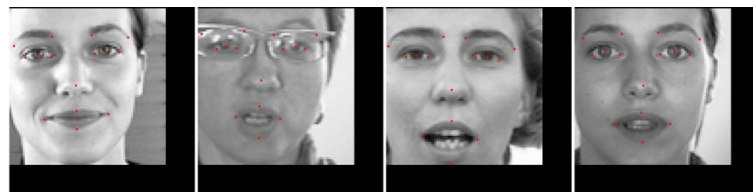
proses rotation atau rotasi ini dapat menghasilkan sebanyak 4280 data baru yang mengalami augmentasi rotation. Berikut pada **Gambar 8** dapat dilihat hasil dari augmentasi rotation pada data.



Gambar 8. Contoh Hasil Augmentasi Rotation

b. Shift

Kemudian, teknik augmentasi gambar selanjutnya adalah shift, dimana shift ini merupakan suatu teknik augmentasi gambar yang dilakukan dengan cara menggeser gambar ke arah kanan maupun arah kiri [18]. Pada penelitian ini, gambar-gambar yang dimiliki dilakukan pergeseran atau shift ini dengan total 4 pergeseran arah, yaitu pergeseran ke arah kiri dan atas, pergeseran ke arah kiri dan bawah, pergeseran ke arah kanan dan atas, dan pergeseran ke arah kanan dan bawah. Pada proses shift ini, gambar-gambar yang sudah digeser sebanyak 4 pergeseran disimpan dan menghasilkan sebanyak 3946 data baru. Berikut pada **Gambar 9** dapat dilihat contoh hasil dari augmentasi shift yang dilakukan pada data.



Gambar 9. Contoh Hasil Augmentasi Shift

c. Brightness

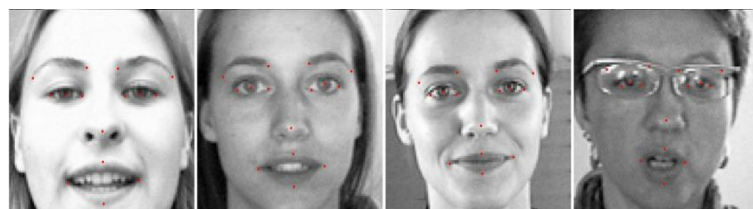
Kemudian, setelah teknik rotasi dan pergeseran, teknik yang tidak kalah penting pada augmentasi data adalah teknik brightness, dimana teknik brightness ini merupakan suatu teknik augmentasi gambar yang dilakukan dengan cara mengubah gambar menjadi lebih terang atau lebih gelap. Kecerahan dan kegelapan bergantung pada satu nilai batas yaitu 1.0. Jika nilainya di bawah 1.0 maka gambar akan menjadi lebih gelap, sedangkan di atas 1.0 maka gambar akan menjadi lebih terang [19]. Pada penelitian ini dilakukan penambahan brightness sebesar 1.2 dan pengurangan brightness sebesar 0.6. Pada proses augmentasi brightness ini, gambar-gambar yang sudah dilakukan proses penerangan dan penggelapan ini juga akan disimpan yang jumlahnya sebanyak 4280 data baru, teknik ini menghasilkan brightness berbeda dari data aslinya sehingga nantinya akan berguna bagi mesin untuk mengetahui beberapa kondisi terang dan gelap. Berikut pada **Gambar 10** dapat dilihat hasil dari augmentasi brightness pada data.



Gambar 10. Contoh Hasil Augmentasi Brightness

d. Noise

Lalu, terakhir teknik augmentasi yang ada adalah teknik augmentasi noise, dimana noise ini merupakan suatu teknik augmentasi gambar yang dilakukan dengan cara menambahkan sejumlah noise dari setiap piksel bagian yang terdapat pada gambar [20]. Pada penelitian ini dilakukan penambahan noise sebesar 0.008. Pada proses ini, gambar-gambar yang memiliki noise akan disimpan, dan total gambar yang dihasilkan pada teknik augmentasi noise ini adalah sebanyak 2140 data baru. Hasil dari teknik augmentasi noise pada gambar-gambar ini dapat dilihat pada **Gambar 11**.



Gambar 11. Contoh Hasil Augmentasi Noise



Dari penggunaan teknik augmentasi yang sudah disebutkan diatas dan sudah dilakukan pada dataset yang dimiliki, teknik tersebut menghasilkan data berupa gambar-gambar baru sebanyak total 21.695 data, yang nantinya dapat dipakai untuk proses pelatihan dan pengujian model. Dengan meningkatnya jumlah data dengan variasi gambar yang lebih banyak, model diharapkan dapat belajar lebih banyak pola dan mempelajari keypoints yang ada dengan lebih baik sehingga nantinya pada saat training dapat meningkatkan kemampuan model untuk melakukan prediksi landmark wajah.

3.3 Hasil Pelatihan dan Pengujian Model CNN Menggunakan Arsitektur ResNet-50

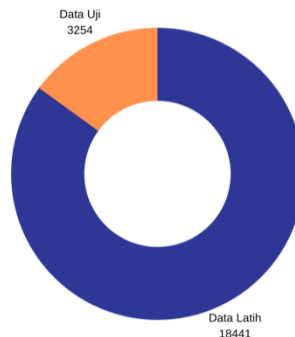
Kemudian, setelah pengumpulan dan melakukan teknik augmentasi pada data, tahap selanjutnya yang akan dilakukan adalah menggunakan data yang telah dikumpulkan untuk melatih model menggunakan metode Convolutional Neural Network dengan arsitektur model ResNet-50. Lapisan-lapisan pada model ResNet-50 yang akan digunakan dapat dilihat pada **Gambar 12** yang nantinya model ini akan dilatih untuk mengenali pola pada data gambar yang dimiliki.

| Layer (type) | Output Shape | Param # |
|---|--------------------|----------|
| conv2d (Conv2D) | (None, 96, 96, 3) | 6 |
| leaky_re_lu (LeakyReLU) | (None, 96, 96, 3) | 0 |
| resnet50 (Functional) | (None, 3, 3, 2048) | 23587712 |
| global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D) | (None, 2048) | 0 |
| dropout (Dropout) | (None, 2048) | 0 |
| dense (Dense) | (None, 30) | 61470 |

=====
Total params: 23649188 (90.21 MB)
Trainable params: 23596068 (90.01 MB)
Non-trainable params: 53120 (207.50 KB)

Gambar 12. Lapisan Model

Seperti pembahasan sebelumnya, proses preprocessing menghasilkan dengan total 21.695 data. Agar model ini dapat dilatih dan diuji dengan baik, maka data ini perlu dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji. Pembagian ini penting dan perlu dilakukan untuk menghindari overfitting, yaitu kejadian ketika model terlalu hafal dengan data latih dan tidak dapat dilakukan pelatihan kembali kepada data yang belum pernah dilatih sebelumnya. Pada penelitian ini dilakukan pembagian 85% untuk data latih dan 15% untuk data uji, atau dengan kata lain sebesar 18.441 data latih dan 3.254 data uji. Data latih ini berguna untuk melatih model, sehingga model dapat belajar pola dari data tersebut. Sedangkan data uji akan digunakan untuk menguji sejauh mana model dapat melakukan prediksi dengan akurat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ilustrasi pada **Gambar 13** merupakan diagram pembagian data latih dan data uji yang akan digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 13. Perbandingan Data Latih dan Data Uji

Keterangan:

Bagian Berwarna Biru = Data Latih (18.441 data)

Bagian Berwarna Oranye = Data Uji (3.254 data)

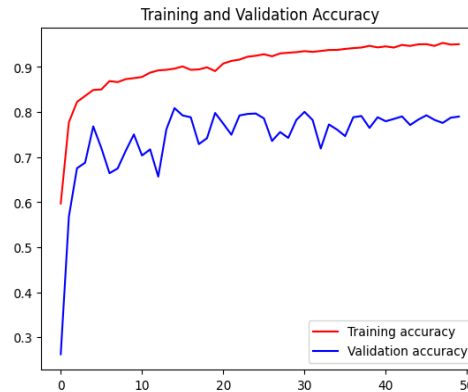
Kemudian, tahapan selanjutnya pada penelitian ini yaitu data yang telah dibagi sebelumnya menjadi data latih (berwarna biru) sebanyak 18.441 data data uji (berwarna oranye) sebanyak 3.254 data akan digunakan untuk proses latih menggunakan arsitektur ResNet-50. Pada **Gambar 14** dapat dilihat bahwa proses ini akan dilakukan sebanyak 50 epochs, yang berarti model akan dilatih dari data latih sebanyak 50 kali. Selama proses latih ini data juga akan dibagi menjadi batch dengan ukuran 64, yang berarti model akan memproses 64 sampel data setiap pelatihannya. Hal ini memungkinkan pelatihan dapat lebih efisien dan mempercepat proses belajar model. Dengan



kombinasi jumlah epoch yang cukup dan batch size yang sesuai, maka model diharapkan dapat mencapai tingkat akurasi yang baik dalam pengenalan landmark wajah.

```
Epoch 47/50
288/289 [=====>] - ETA: 0s - loss: 0.4929 - acc: 0.9466 - root_mean_squared_error: 0.7021 - mean_absolute_error: 0.5128
Epoch 47: ReduceLRonPlateau reducing learning rate to 8.235429777414538e-05.
289/289 [=====>] - 17s 59ms/step - loss: 0.4930 - acc: 0.9466 - root_mean_squared_error: 0.7021 - mean_absolute_error: 0.5128 - val_
Epoch 48/50
289/289 [=====>] - 17s 59ms/step - loss: 0.4741 - acc: 0.9533 - root_mean_squared_error: 0.6885 - mean_absolute_error: 0.5002 - val_
Epoch 49/50
289/289 [=====>] - 17s 59ms/step - loss: 0.4702 - acc: 0.9496 - root_mean_squared_error: 0.6857 - mean_absolute_error: 0.4985 - val_
Epoch 50/50
289/289 [=====>] - 17s 59ms/step - loss: 0.4599 - acc: 0.9504 - root_mean_squared_error: 0.6782 - mean_absolute_error: 0.4944 - val_
```

Gambar 14. Hasil Pelatihan ResNet-50

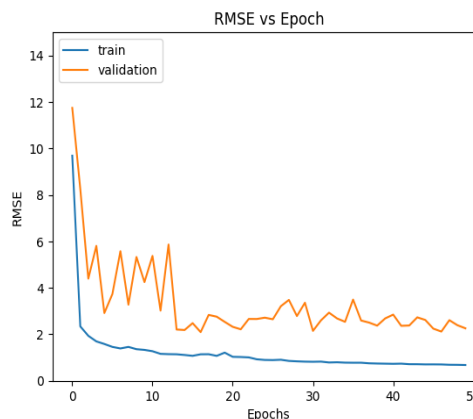


Gambar 15. Grafik Akurasi Pelatihan dan Pengujian

Proses pelatihan model dilakukan secara berkali-kali menggunakan arsitektur ResNet-50 dengan pengaturan epochs sebesar 50 dan batch size sebesar 64. Dari proses ini, dapat dilihat grafik pada Gambar 15 model berhasil mendapatkan akurasi pelatihan sebesar 95.12%, yang artinya model dapat melakukan identifikasi pola yang terdapat pada data latih. Kemudian, pada saat model ini dilakukan pengujian dengan menggunakan data uji, model ini dapat menghasilkan akurasi sebesar 78.99%. Walaupun hasil yang didapatkan tidak sebaik akurasi pelatihan, namun hasil pengujian ini sudah cukup untuk menunjukkan bahwa model ini mampu melakukan identifikasi data yang belum pernah dilatih sebelumnya. Hal ini juga dapat menunjukkan bahwa identifikasi yang dilakukan terhadap gambar gambar baru dapat dilakukan dengan baik oleh model yang dilatih ini. Hal ini merupakan indikasi yang positif, karena model ini bekerja dengan tidak hanya melakukan penghafalan terhadap data latih tetapi juga dapat mendeteksi dengan cukup baik data yang berbeda.

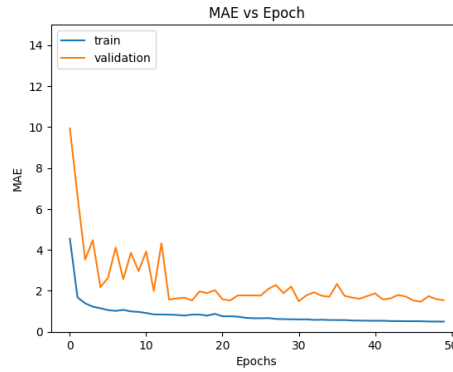
3.4 Hasil Evaluasi Model

Setelah mendapatkan hasil akurasi pelatihan sebesar 95.12% dan akurasi pengujian sebesar 78.99%, maka tahap selanjutnya adalah untuk melakukan evaluasi pada model.



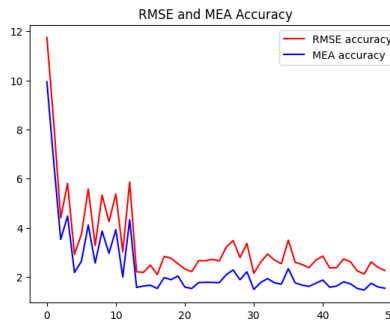
Gambar 16. Grafik RMSE

Pada grafik Gambar 16 dapat dilihat ada beberapa cara untuk mengevaluasi model, yaitu dapat melihat dari nilai RMSE yang memberikan informasi sejauh mana kesalahan prediksi model dalam bentuk rata-rata dari seluruh data uji sebesar 2.2577. Semakin rendah nilai RMSE, dapat diartikan bahwa nilai kesalahan pada saat prediksi cenderung rendah [21]. Nilai 2.2577 relatif kecil yang didapatkan model ini menandakan semakin akurat saat model memprediksi nilai sebenarnya.



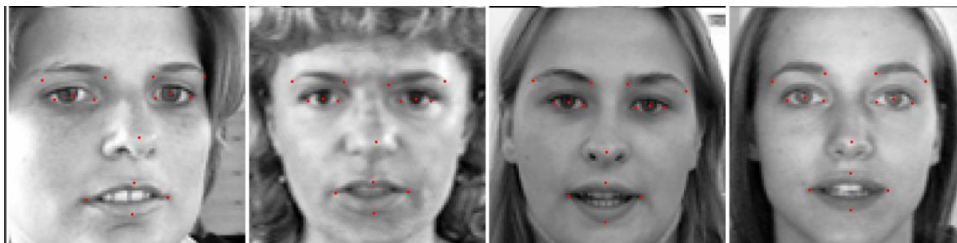
Gambar 17. Grafik MAE

Kemudian pada grafik pada **Gambar 17** terdapat nilai MAE juga dapat memberikan gambaran tentang seberapa besar kesalahan prediksi model dalam bentuk rata-rata mutlak. Pada model ini didapatkan nilai MAE sebesar 1.5389, yang berarti nilai MAE pada model ini cukup rendah. Hal ini menunjukkan bahwa model ini mempunyai kemampuan untuk meminimalisir kesalahan memiliki kinerja yang relatif baik pada saat melakukan prediksi.



Gambar 18. RMSE vs MAE

Dari hasil pembahasan mengenai RMSE dan MAE sebelumnya, maka dapat disimpulkan bahwa model ini telah mencapai tingkat kinerja yang memadai karena hasilnya relatif rendah. Hasil kedua ini dapat dilihat pada grafik **Gambar 18**. Hasil yang rendah ini merupakan indikator penting saat mengevaluasi model untuk melakukan pendeteksian landmark wajah. Hal ini menunjukkan bahwa model ini memiliki kemampuan yang cukup tinggi untuk melakukan pendeteksian lokasi titik-titik landmark wajah dengan akurat. Untuk melakukan evaluasi lebih lanjut, penelitian ini melakukan visualisasi terhadap dataset yang tidak memiliki keypoints menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya. Hal ini terdapat pada **Gambar 19** untuk melihat contoh dataset yang terpasang 15 keypoints secara benar terpasang di bagian-bagian wajah.



Gambar 19. Contoh Dataset yang Sudah Dipasang 15 Keypoints

Hal ini menunjukkan bahwa model ResNet-50 yang sudah dilatih terhadap dataset yang sudah dikumpulkan sebelumnya terbukti berhasil untuk melakukan pendeteksian landmark wajah. Hasil yang cukup memuaskan dari model ini dapat diartikan bahwa model ini memiliki kemampuan untuk mengenali dan menempatkan titik-titik landmark wajah dengan akurasi yang cukup tinggi. Kemampuan inilah yang akan dijadikan modal dasar untuk langkah selanjutnya untuk pengembangan sistem virtual make up try on. Dalam proses pengembangan sistem virtual make up try on, pendeteksian landmark wajah yang cukup akurat adalah modal utama karena titik-titik landmark dapat digunakan untuk mengaplikasikan make up secara tepat pada wajah. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa penemuan ini berbeda dengan penemuan-penemuan sebelumnya karena ditemukan suatu hasil menggunakan metode CNN menggunakan arsitektur ResNet-50 untuk mendeteksi face landmark dengan beberapa tahapan sebelumnya seperti augmentasi gambar pada pre-processing dan tujuan dibuatnya penelitian ini



juga berbeda dengan penelitian-penelitian sebelumnya yaitu sebagai modal dasar pembuatan virtual make up try on.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang didapat dari penelitian ini adalah metode Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur ResNet-50 terbukti dapat melakukan pendeteksian landmark wajah dengan mengenali 15 keypoints yang tersebar pada bagian-bagian wajah, seperti mata, hidung, alis, dan mulut. Selain itu, pada penelitian ini juga dengan cara pembagian 85% data latih dan 15% data uji, didapatkan tingkat akurasi pelatihan dari model sebesar 95.12%, yang artinya model dapat mengidentifikasi pola dalam data latih, dan akurasi pengujian sebesar 78.99% pada saat data latih diuji dengan data uji, serta nilai evaluasi Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE) yang cukup rendah, yaitu RMSE sebesar 2.2577 dan RME sebesar 1.5389. Dari hasil angka-angka yang didapatkan ini dapat disimpulkan bahwa model ini memiliki kinerja yang baik dan dapat melakukan pendeteksian landmark wajah dengan baik. Penelitian ini diharapkan menjadi modal dasar untuk langkah selanjutnya dalam pengembangan sistem virtual make up try on, yang berguna untuk membantu masyarakat dalam memilih shade make up secara virtual, sehingga masyarakat tidak perlu lagi untuk menebak shade ataupun mencoba tester yang kurang higienis. Mengingat karena memiliki beberapa keterbatasan dalam penelitian ini, terdapat saran untuk penelitian selanjutnya agar dapat menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network yang lebih up-to-date dan lebih ringan, serta memiliki dataset yang lebih banyak memiliki keypoints, sehingga hasil yang dihasilkan dapat lebih akurat dalam mengenali landmark wajah.

UCAPAN TERIMAKASIH

Tulisan ini merupakan bagian akhir dari hasil penelitian mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara. Mengucapkan terima kasih kepada Ibu Prof., Dr., Ir., Dyah Erny Herwindiati M.Si., dan Pak Janson Hendryli S.Kom., M.Kom., atas saran berharga dalam penelitian ini. Terima kasih juga diucapkan kepada pihak Kaggle atas penyediaan data untuk menunjang penelitian ini.

REFERENCES

- [1] A. Hermawanto dan M. Anggraini, *Globalisasi, Revolusi Digital dan Lokalitas: Dinamika Internasional dan Domestik di Era Borderless World*, Yogyakarta: LPPM Press, 2020.
- [2] CNBC Indonesia, "Mengenal Apa Itu Internet, Sejarah Perkembangan & Manfaatnya," 21 September 2022. [Online]. Available: <https://www.cnbcindonesia.com/tech/20220921131159-37-373856/mengenal-apa-itu-internet-sejarah-perkembangan-manfaatnya>. [Diakses 17 Agustus 2023].
- [3] B. Damanik, "RANCANGAN SISTEM INFORMASI SMP NEGERI 1 TUHEMBERUA KABUPATEN NIAS UTARA MENGGUNAKAN PHP CODEIGNITER," <https://doi.org/10.51544/jurnalmi.v6i1.1979>, vol. 6, no. 1, p. 1, Juni 2021.
- [4] F. D. Sari dan N. S. S. Ambarwati, "Pembuatan Video Tutorial Make Up Pada Wajah Yang Memiliki Bekas Luka," <https://doi.org/10.21009/jtr.12.2.06>, vol. 12, no. 2, 17 2 2023.
- [5] F. Chusna, "Daftar Alat Make Up Lengkap dan Fungsinya (Plus Rekomendasi Produk)," Lottemart, 26 Oktober 2022. [Online]. Available: <https://lottemart.co.id/smartalog/inspirasi/daftar-alat-make-up>. [Diakses 17 Agustus 2023].
- [6] S. P. Ristiawanto, B. Irawan dan C. Setianingsih, "Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur Residual Network-50," vol. 8, no. 5, Oktober 2021.
- [7] B. Hartanto dan T. Susyanto, "Penerapan Image Recognition Dalam Pengenalan Objek Menggunakan Model ResNet-50," vol. 2, no. 2, 31 Juli 2023.
- [8] V. T. Hoang, S. D. Huang dan K. H. Jo, "3-D Facial Landmarks Detection for Intelligent Video Systems," DOI 10.1109/TII.2020.2966513, vol. 17, no. 1, 14 Januari 2020.
- [9] M. A. Nurdin, R. C. Wihandika dan F. Utaminigrum, "Deteksi Pergerakan Arah Mata menggunakan Convolution Neural Network berdasarkan Facial Landmark," vol. 4, no. 10, pp. 3338-3345, Oktober 2020.
- [10] I. P. Udayana dan I. K. Supartha, "IMPLEMENTASI KOMBINASI METODE MEAN DENOISING DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA FACIAL LANDMARK DETECTION," <https://doi.org/10.23887/janapati.v10i1.29779>, vol. 10, no. 1, Maret 2021.
- [11] P. A. Nugroho, I. Fenriana dan R. Arijanto, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA EKSPRESI MANUSIA," vol. 2, no. 1, 5 November 2020.
- [12] J. C. Koo, Y. C. Hum, K. W. Lai, W. S. Yap dan S. Manickam, "Deep Machine Learning Histopathological Image Analysis for Renal Cancer Detection," <https://doi.org/10.1145/3532213.3532313>, p. 657-663, 13 Juli 2022.
- [13] G. Boesch, "Deep Residual Networks (ResNet, ResNet50) – 2023 Guide," [viso.ai](https://viso.ai/deep-learning/resnet-residual-neural-network/), [Online]. Available: <https://viso.ai/deep-learning/resnet-residual-neural-network/>. [Diakses 5 September 2023].
- [14] N. L. P. U. Premananda dan N. K. U. K. Dewi, "VALUASI HARGA SAHAM PERUSAHAAN SUBSEKTOR TOURISM, RESTAURANT, DAN HOTEL (STUDI PADA PERUSAHAAN YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA TAHUN 2022)," vol. 8, no. 2, 29 September 2023.
- [15] A. T. Nurani, A. Setiawan dan B. Susanto, "Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma," <https://doi.org/10.24246/juses.v6i1p34-43>, vol. 6, no. 1, pp. 34-43, Februari 2023.



- [16] L. Anggraini dan Y. Yamasari, "Klasifikasi Citra Wajah Untuk Rentang Usia Menggunakan Metode Artificial Neural Network," <https://doi.org/10.26740/jinacs.v5n02.p185-192>, vol. 5, no. 2, 28 Agustus 2023.
- [17] Y. Solawetz, "Mengapa dan Bagaimana Menerapkan Augmentasi Data Rotasi Acak," roboflow, 24 Juni 2020. [Online]. Available: <https://blog.roboflow.com/why-and-how-to-implement-random-rotate-data-augmentation/>. [Diakses 26 Oktober 2023].
- [18] S. D. P. Bahari dan U. Latifa, "KLASIFIKASI BUAH SEGAR MENGGUNAKAN TEKNIK COMPUTER VISION UNTUK PENDETEKSIAN KUALITAS DAN KESEGARAN BUAH," <https://doi.org/10.36040/jati.v7i3.6871>, vol. 7, no. 3, Juni 2023.
- [19] L. H. Ganda dan H. Bunyamin, "Penggunaan Augmentasi Data pada Klasifikasi Jenis Kanker Payudara dengan Model Resnet-34," vol. 3, no. 1, 24 April 2021.
- [20] C. Shorte dan T. Khoshgoftaar, "A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning," <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>, vol. 6, no. 60, 6 Juli 2019.
- [21] K. Hamidah dan A. Voutama, "Analisis Faktor Tingkat Kebahagiaan Negara Menggunakan Data World Happiness Report dengan Metode Regresi Linier.," <https://doi.org/10.35891/explorit.v15i1.3874>, vol. 15, no. 1, 18 Juni 2023.