

## CLOTHING RECOMMENDATION AND FACE SWAP MODEL BASED ON VGG16, AUTOENCODER, AND FACIAL LANDMARK POINTS

Imada Ramadhanti<sup>\*1</sup>, Agi Prasetiadi<sup>2</sup>, Iqsyahiro Kresna A.<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Informatics, Faculty of Informatics, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>[19102003@ittelkom-pwt.ac.id](mailto:19102003@ittelkom-pwt.ac.id), <sup>2</sup>[agi@ittelkom-pwt.ac.id](mailto:agi@ittelkom-pwt.ac.id), <sup>3</sup>[hiro@ittelkom-pwt.ac.id](mailto:hiro@ittelkom-pwt.ac.id)

(Article received: April 28, 2023; Revision: April 27, 2023; published: January 31, 2024)

### Abstract

The selection of clothes in *e-commerce* sometimes contains doubts about the clothes that consumers choose because the clothes are not yet known to suit the consumer's body. So this research provides a solution through a clothing recommendation model according to the size and concept of clothing. Furthermore, there is a face exchange model whose job is to exchange faces between the consumer's face and the face on the recommended clothing. The dataset used in the classification model is clothing that is put into 8 classes with variations in size, clothing concept, and veiled or without headscarves, while making the autoencoder model requires source and target face datasets of 3,000 faces each. The method used to make clothing model recommendations is VGG16 and the face exchange model uses the autoencoder and facial landmark points methods. The results of the classification model with 2 different architectures obtain an accuracy of 97.01% and 94.49% respectively. Then the results of the autoencoder models for the 12 models produced the lowest loss values with autoencoder I of 0.00012951 and in autoencoder II of 8.01e-05. The face landmark point method is used if the autoencoder method does not produce a good face swap.

**Keywords:** Autoencoder, Clothes, Dense, Landmark, VGG16.

## MODEL REKOMENDASI PAKAIAN DAN PENUKAR WAJAH BERBASIS VGG16, AUTOENCODER, DAN FACIAL LANDMARK POINTS

### Abstrak

Pemilihan pakaian di *e-commerce* terkadang mengandung keraguan atas pakaian yang konsumen pilih karena pakaian tersebut belum diketahui kecocokannya pada badan konsumen. Sehingga penelitian ini memberikan penyelesaian melalui model rekomendasi pakaian sesuai ukuran dan konsep pakaian. Selanjutnya terdapat model penukar wajah yang bertugas untuk melakukan penukaran wajah antara wajah konsumen dengan wajah pada pakaian yang direkomendasikan. *Dataset* yang digunakan pada model klasifikasi adalah pakaian yang dikategorikan menjadi 8 kelas dengan variasi ukuran, konsep pakaian, serta berjilbab atau tanpa jilbab, sedangkan pembuatan model autoencoder membutuhkan *dataset* wajah sumber dan target masing-masing 3000 wajah. Metode yang digunakan untuk membuat model rekomendasi pakaian adalah VGG16 dan model penukar wajah menggunakan metode autoencoder dan *Facial Landmark Points*. Hasil dari model klasifikasi dengan 2 arsitektur yang berbeda mendapatkan akurasi masing-masing sebesar 97,01% dan 94,49%. Kemudian hasil dari model autoencoder terhadap 12 model menghasilkan nilai *loss* terendah dengan autoencoder I sebesar 0,00012951 dan pada autoencoder II sebesar 8,01e-05. Metode *Facial Landmark Points* digunakan apabila metode autoencoder tidak menghasilkan penukaran wajah yang baik.

**Kata kunci:** Autoencoder, Dense, Landmark, Pakaian, VGG16.

### 1. PENDAHULUAN

Pakaian menjadi produk yang sangat digemari oleh banyak orang. Hal ini karena pakaian tidak hanya berfungsi sebagai pelindung tubuh melainkan juga untuk mengekspresikan gaya dan kepribadian seseorang[1]. Membeli pakaian dapat dilakukan secara langsung di toko pakaian dan secara *online* di *ecommerce*[2]. Ketika membeli pakaian secara

langsung, konsumen dapat mencoba pakaian tersebut di ruang *fitting room*[3]. Namun berbeda ketika konsumen berbelanja pakaian di *ecommerce*, konsumen hanya dapat melihat pakaian dari ponsel, melihat *rating* produk, dan membaca *review* produk dari konsumen lain[4]. Permasalahan yang terjadi adalah ketika berbelanja pakaian di *ecommerce*,

terkadang produk tidak sesuai yang diharapkan dari segi ukuran dan konsep pakaian[5].

Berdasarkan permasalahan ketika berbelanja pakaian di *ecommerce*, maka perlu adanya inovasi penggunaan teknologi salah satunya teknologi kecerdasan buatan yang dapat melakukan rekomendasi pakaian terhadap tubuh konsumen berdasarkan ukuran yang sesuai dan konsep pakaian. Kemudian untuk membuat fitur seperti *fitting room*, maka diperlukan model penukar wajah. Model penukar wajah memungkinkan konsumen akan melihat kecocokan pakaian tersebut dengan cara dilakukan penukaran wajah. Dalam konteks ini, model penukaran wajah dapat digunakan sebagai solusi untuk menjadi tempat kerealistisan konsumen menggunakan pakaian rekomendasi.

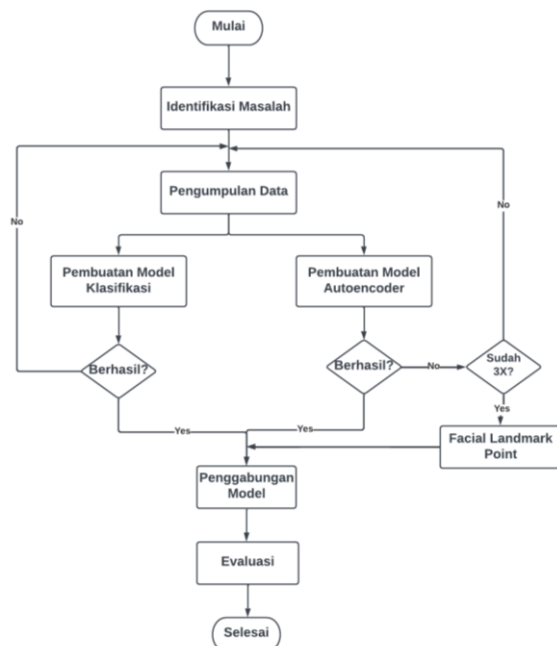
Pembuatan model rekomendasi pakaian menggunakan teknik klasifikasi dengan metode *convolutional neural network* dengan *transfer learning* VGG16. VGG16 terdiri dari 13 lapisan konvolusi, dan 3 laipsan penghubung[6]. Sedangkan model penukar wajah memiliki beberapa metode yang dapat digunakan yaitu dalam bidang *deep learning* terdapat metode autoencoder [7] dan dalam bidang *computer vision* terdapat teknik *facial landmark points*[8]. Metode *deep learning* pada penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk mengidentifikasi *deepfake* biometrik menggunakan fitur *learning* pada sebuah *video* dengan akurasi yang dihasilkan sekitar 90% sampai 95% dengan neural network[9]. Namun pemanfaatan *deep learning* digunakan dalam penelitian ini untuk melakukan penukaran wajah dengan autoencoder. Dalam konteks pembuatan model penukar wajah tidak dilakukan kolaborasi menjadi satu antara metode autoencoder dengan *Facial Landmark Points*, melainkan akan dilakukan percobaan pertama menggunakan metode autoencoder, kemudian percobaan kedua menggunakan metode *Facial Landmark Points*.

Metode autoencoder merupakan jenis *neural network* yang terdiri dari teknik encoder untuk memproses pembentukan feature vector dan teknik decoder yang akan menyusun kembali feature vector yang dibuat encoder menjadi 2 dimensi[10]. Metode autoencoder banyak digunakan untuk menyelesaikan masalah reduksi dimensi data, *denoising data*[11], *compression data*[12], *generative model*[13], dan *anomaly detection*[14][15]. Metode untuk model penukar wajah lain yaitu *facial landmark points* yang merupakan bagian dari *computer vision* untuk mendeteksi lokasi titik-titik kunci pada wajah manusia seperti mata, hidung, dan mulut[16]. *Facial landmark points* telah banyak dilakukan penelitian dalam hal pembuatan sistem deteksi kantuk[17], sistem pembayaran dengan pengenalan wajah[18], dan deteksi jenis kelamin[16]. Kelebihan dari *facial landmark points* adalah kecepatannya dalam melakukan komputasi serta keakuratan tinggi ketika mendeteksi *landmark* pada wajah[19].

Mengacu pada proses pembuatan atau pengembangan suatu model rekomendasi pakaian dan penukar wajah maka tujuan yang diharapkan adalah kedua model dapat meningkatkan kepuasan konsumen serta menjadi solusi inovatif dalam melakukan rekomendasi pakaian yang dapat dicoba dengan fitur penukar wajah. Berdasarkan uraian di atas maka penelitian ini membuat suatu model rekomendasi pakaian kepada konsumen secara langsung dengan metode VGG16 serta model penukar wajah melalui proses *training data*, validasi, dan pengujian data menggunakan teknik autoencoder. Namun apabila model autoencoder mendapatkan hasil yang tidak diinginkan maka akan dilakukan proses penukaran wajah menggunakan teknik *facial landmark points*.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahapan penelitian. Langkah penelitian yang dilakukan digambarkan dalam sebuah diagram alir berikut ini.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

“Langkah-langkah penelitian dapat dilihat pada Gambar 1 dari mulai dan dilanjutkan dengan identifikasi masalah sampai tahapan evaluasi. Kemudian beberapa tahapan diatas sesuai Gambar 1 dijelaskan terkait setiap tahapan berikut ini”.

### 2.1. Identifikasi Masalah

Langkah awal dalam penelitian yaitu mengidentifikasi masalah atau tahap pemecahan masalah. Tujuan dari identifikasi masalah adalah untuk menentukan langkah-langkah yang harus diselesaikan, sehingga dapat menentukan langkah yang diperlukan untuk memecahkan masalah tersebut[20]. Tahapan ini sebagai awal untuk dapat

peneliti menemukan tujuan dan manfaat serta mempertimbangkan semua faktor yang terkait sehingga dapat membuat keputusan yang lebih baik.

## 2.2. Pengumpulan Data

Dataset yang dibutuhkan dalam penelitian ini terdiri dari dataset pakaian, wajah target, wajah sumber. Pengumpulan dataset pakaian dilakukan menggunakan cara cropping image pada aplikasi ecommerce. Dataset pakaian diambil pada toko ecommerce bigsisy.id, iwearalice bigsize, MyRubylicious, dan lemone official shop. Dataset pakaian terdiri dari 3 parameter yang digunakan yaitu dari segi ukuran terdiri dari ukuran M dan XL, konsep pakaian yang terdiri dari pakaian formal dan pakaian informal, serta dari segi jilbab dan tidak berjilbab. Ketiga parameter dilakukan variasi menjadi 8 kategori dengan jumlah dataset yang diperoleh sebagai berikut:

Data	Variasi	Jumlah
Dataset Training Pakaian	XL, Formal, Berjilbab	151
	XL, Formal, Tanpa Jilbab	140
	XL, Unformal, Berjilbab	72
	XL, Unformal, Tanpa Jilbab	131
	M, Formal, Berjilbab	132
	M, Formal, Tanpa Jilbab	125
	M, Unformal, Berjilbab	109
	M, Unformal, Tanpa Jilbab	212
Dataset Testing Pakaian	XL, Formal, Berjilbab	20
	XL, Unformal, Berjilbab	20
	XL, Unformal, Tanpa Jilbab	20
	XL, Formal, Tanpa Jilbab	20
	M, Formal, Berjilbab	20
	M, Formal, Tanpa Jilbab	20
	M, Unformal, Berjilbab	20
	M, Unformal, Tanpa Jilbab	20

Dataset wajah digunakan untuk melakukan pemodelan penukar wajah. Dataset wajah sumber dan wajah target diambil secara *realtime* menggunakan *library* opencv, dan Haar *Cascade Classifier*. Haar *Cascaded Classifier* berfungsi sebagai pendeteksi wajah sumber dan wajah target dengan berupa sebuah *rectangle* yang muncul apabila mendeteksi objek wajah. Proses pengambilan dataset wajah dilakukan dengan cara merekam video selama beberapa menit, kemudian output yang dihasilkan akan berada pada folder *local*. Wajah target dan sumber yang digunakan dalam proses pembuatan model autoencoder masing-masing sebanyak 3000 dataset.

## 2.3. Pembuatan Model Klasifikasi

Model Klasifikasi dalam penelitian ini menggunakan algoritma *convolutional neural network* dengan *transfer learning* VGG16. Model klasifikasi dengan dataset pakaian yang telah disebutkan pada Tabel 1 perlu dilakukan proses *preprocessing* dengan normalisasi dan augmentasi data. Normalisasi dilakukan dengan *min max scaling* dan teknik augmentasi untuk menghasilkan lebih banyak data yang bervariasi. Setelah *preprocessing*

perlu dilakukan pemodelan menggunakan CNN dengan *transfer learning* VGG16. Model VGG16 sebelumnya sudah pernah dilatih pada set data Imagenet dengan *library deep learning*. Variasi dalam model VGG16 dapat memberikan *layer dense* dengan *filter* tertentu dan lapisan *dropout* untuk mencegah terjadinya *overfitting*.

Pembuatan model dilakukan proses *training* dengan pembagian *dataset training* dan validasi adalah 80% : 20%. Dataset training sebanyak 80% terhadap total dataset pakaian yaitu 5.120, sedangkan dataset validasi 20% dari 6400 dataset pakaian yaitu 1280. Setelah tahapan *training* maka dilanjutkan ke tahapan *testing* menggunakan 20 gambar pakaian pada setiap kategori. Hasil dari tahapan *testing* perlu dilakukan evaluasi menggunakan visualisasi *confusion matrix*.

## 2.4. Pembuatan Model Autoencoder

Pembuatan model autoencoder terbagi menjadi 2 model autoencoder. Model autoencoder I terdiri dari encoder dan decoder I sedangkan model autoencoder II terdiri dari encoder dan decoder II. Tahapan diawali dengan *preprocessing* data wajah sumber dan data target. *Preprocessing* dilakukan dengan metode normalisasi *min-max scaling*. Setelah *preprocessing* dilanjutkan dengan pembuatan arsitektur encoder, decoder I, dan decoder II. Tahap terakhir pada pembuatan model penukar wajah adalah evaluasi terhadap *loss* yang diperoleh dari proses *training*. Apabila *loss* yang diperoleh rendah maka model memiliki arsitektur yang sudah baik dalam melakukan pelatihan.

Strategi yang dilakukan pada pemodelan autoencoder adalah melakukan perubahan pada layer yang digunakan. Berikut ini merupakan tabel dari arsitektur encoder seperti berikut ini.

Model	Resize	L1	L2	L3	L4	L5	L6
1	128	A	A	A	A	C	C
2	128	A	A	C	C	A	A
3	128	C	C	A	A	A	A
4	128	A	A	C	C	C	C
5	128	C	C	A	A	C	C
6	128	C	C	C	C	A	A
7	128	C	C	C	C	C	C
8	256	A	A	A	A	C	C
9	256	A	A	C	C	A	A
10	256	C	C	A	A	A	A
11	256	A	A	C	C	C	C
12	256	C	C	A	A	C	C

Keterangan:

Model = Nama Model

L = layer

A = Average Pooling 2D

C = Convolution 2D

“Pada Tabel 2 Penelitian ini menggunakan layer konvolusi dan *average pooling* 2D pada arsitektur encoder, sehingga pada arsitektur tersebut dilakukan perubahan penempatan layer, jumlah layer konvolusi

dan *average pooling* 2D yang digunakan. Kemudian pada arsitektur decoder memiliki sifat yang berkebalikan atau *mirroring* terhadap encoder, sehingga *layer* yang digunakan pada arsitektur encoder akan sama dengan *layer* yang digunakan pada decoder, namun perbedaan terletak pada perubahan *average pooling* 2D yang diganti dengan *Up Sampling* 2D.”

## 2.5. Pembuatan Facial Landmark Points

Proses pembuatan *facial landmark point* yaitu diawali dengan deteksi wajah dengan Haar *Cascades Classifier*, Ekstraksi *Landmark* Wajah, Pemetaan *landmark* wajah, Implan wajah dan *finishing*. Pada tahap pemetaan *landmark* wajah terdapat perhitungan transformasi geometri untuk mengubah posisi dan orientasi wajah sumber agar cocok dengan wajah target. Transformasi geometri terdiri dari beberapa jenis, namun penelitian ini menggunakan *Affine Transform*. *Affine transform* akan memperbaiki rotasi, translasi, skalasi pada wajah, mempertahankan garis lurus dan paralel serta menjaga jarak relatif antara titik-titik di wajah. Transformasi *affine* didefinisikan oleh sebuah matriks transformasi  $2 \times 3$  sebagai berikut:

$$\begin{matrix} a_{11} & a_{12} & tx \\ a_{21} & a_{22} & ty \end{matrix} \quad (1)$$

Di mana:

- $a_{11}$  dan  $a_{22}$  adalah faktor skala pada sumbu  $x$  dan  $y$ , masing-masing
- $a_{12}$  dan  $a_{21}$  adalah faktor rotasi dan pergeseran yang merubah sudut dan bentuk objek
- $tx$  dan  $ty$  adalah translasi pada sumbu  $x$  dan  $y$

Dalam penerapannya, transformasi *affine* diterapkan pada setiap pixel  $(x,y)$  pada gambar sumber dengan matriks transformasi *affine*, untuk menghasilkan posisi baru  $(x', y')$  pada gambar target. Rumus baru untuk melakukan transformasi *affine* pada sebuah titik  $(x, y)$  adalah sebagai berikut:

$$\begin{matrix} x' = a_{11} * x + a_{12} * y + tx \\ y' = a_{21} * x + a_{22} * y + ty \end{matrix} \quad (2)$$

## 2.6. Penggabungan Model

Penggabungan model terdiri dari model rekomendasi pakaian dan model penukar wajah. Penggabungan model akan menghasilkan rekomendasi pakaian secara realtime dengan sebuah *webcame*. Kamera *webcame* sebelum memberikan rekomendasi pakaian akan mendeteksi tubuh konsumen menggunakan *mediapipe*. Apabila *mediapipe* mampu mengidentifikasi maka selanjutnya program akan memprediksi kecocokan konsumen terhadap *index* kelas pakaian yang tepat. Jika hasil prediksi sudah tampil, selanjutnya kamera *web came* akan menyala kembali dan menampilkan

*video* orang dengan pakaian yang sesuai dengan hasil prediksi konsumen. Langkah selanjutnya wajah dari orang didalam *video* akan dilakukan *swap* dan ditempelkan wajah konsumen.

## 2.7. Evaluasi

Tahap ini terdiri dari 3 tahapan evaluasi diantaranya adalah evaluasi berdasarkan model yang dilihat dari akurasi dan nilai *loss* yang dihasilkan. Kedua evaluasi berdasarkan *confusion matrix*, dan tahapan evaluasi ketiga berdasarkan manusia. Evaluasi dari model rekomendasi pakaian menggunakan nilai akurasi dan *confusion matrix multi-class* serta model VGG16 untuk klasifikasi *multi-class* menggunakan *matrix loss function sparse categorical cross entropy*. Model penukar wajah dengan metode autoencoder menggunakan evaluasi berdasarkan akurasi *loss* yang dihasilkan serta membandingkan dari 12 model autoencoder yang telah dilatih.

Evaluasi manusia dihasilkan dari proses uji *sample* penggabungan model dengan konsumen manusia dengan kriteria berjenis kelamin perempuan dan lebih bervariasi dari segi ukuran pakaian yang digunakan. Target Uji sampel kelayakan model terhadap 30 responden. Lalu uji sampel kelayakan terdapat pertanyaan singkat pada Tabel 3 yang perlu responden jawab setelah melakukan uji coba model.

Tabel 3. Daftar Pertanyaan Uji Kelayakan Model

No	Pertanyaan
1	Nama Lengkap
2	Apa ukuran pakaian anda yang biasanya anda beli di toko?
3	Apakah anda merasa pakaian yang direkomendasikan oleh sistem sesuai dengan preferensi anda?
4	Seberapa puas Anda dengan hasil penukaran wajah untuk merekomendasikan pakaian?

“Tabel 3 merupakan daftar pertanyaan untuk konsumen yang terdiri dari identitas konsumen berupa nama, kemudian terdapat pertanyaan terkait ukuran pakaian konsumen, pertanyaan ketiga terkait kepuasan konsumen terhadap hasil rekomendasi pakaian, dan pertanyaan terakhir terkait kepuasan terhadap teknik penukaran wajah pada hasil rekomendasi pakaian”.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Pembuatan Model Klasifikasi Pakaian

Pembuatan model klasifikasi pakaian dilakukan dengan melakukan Augmentasi data, normalisasi data, pembagian dataset, proses pembuatan model *convolutional neural network* VGG16, pelatihan, dan pengujian model.

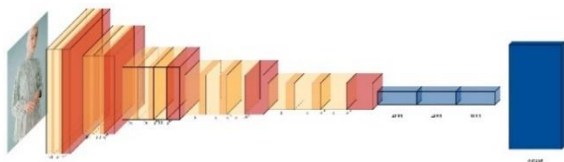
#### a. Preprocessing Data

Proses *preprocessing* data pada penelitian ini menggunakan metode normalisasi data augmentasi untuk menambahkan variasi pada dataset. Normalisasi data *min-max* dengan melakukan

pembagian setiap nilai piksel dalam gambar dengan 255, sehingga nilai piksel tersebut berada dalam rentang 0 sampai 1. Sedangkan proses augmentasi data pakaian dilakukan untuk menambahkan variasi dataset menjadi 800 data gambar pakaian pada setiap kategori. Terdapat beberapa metode yang digunakan untuk augmentasi diantaranya distorsi, rotasi, zoom acak, pemangkasan acak, *resize*.

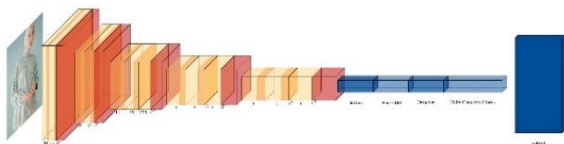
**b. Pemodelan CNN VGG16**

Pada tahapan pembuatan pemodelan klasifikasi, terdapat 2 model arsitektur yang dibuat. Model pertama arsitektur VGG16 tanpa adanya tambahan *layer Dense* dan model kedua yang memiliki *layer Dense* 128 dan *layer dropout*. Pada Gambar 2 terdapat arsitektur model VGG16 tanpa adanya tambahan *layer*. Sedangkan untuk gambaran arsitektur VGG16 dengan *layer Dense* dan *Dropout* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 1. Arsitektur VGG16 tanpa Lapisan Dense

“Pada Gambar 2 terdapat *layer* pertama merupakan *input layer* dengan ukuran 224 piksel. *Block* berwarna kuning merupakan lapisan *convolutional layer* yang terdiri dari 64, 128, 256, dan 512 *filter* serta *kernel* berdimensi 3. *Block* berwarna orange merupakan *max pooling layer* dengan ukuran 2x2 dan *stride* 2, *block* berwarna biru muda merupakan lapisan *fully connected* yang terdiri dari 4096, 4096, 1000 *neuron* berturut-turut dari lapisan pertama sampai ketiga. Lapisan yang berwarna biru tua merupakan *output layer* dengan 1000 *neuron* dan aktivasi softmax.”



Gambar 2. Arsitektur VGG16 dengan Layer Dense dan Dropout

“Gambar 3 memiliki arsitektur yang hampir sama dengan model sebelumnya, namun terdapat perbedaan pada *layer flatten* yang memiliki 2048 *neuron*, *dense layer* 128 *neuron*, dan lapisan *dropout* memiliki probabilitas 0.5. Fungsi dari lapisan *dropout* adalah untuk mencegah terjadinya *overfitting*.”

**c. Pelatihan Model VGG16**

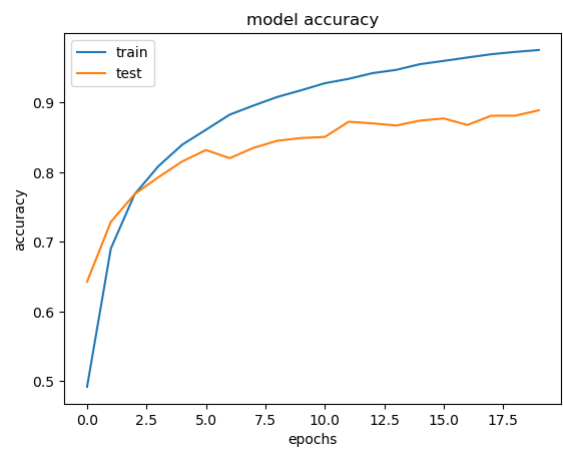
Proses pelatihan akan dilakukan perulangan dengan jumlah iterasi 30 *epochs* terhadap kedua model arsitektur yang telah dijelaskan sebelumnya. Berikut ini perbandingan akurasi kedua model yang disajikan pada Tabel 4.

“Pada Tabel 4 terlihat perbandingan akurasi antara model pertama dan model kedua. Model

pertama mendapatkan nilai akurasi yang lebih tinggi daripada model kedua, namun pada akurasi validasi model pertama mendapatkan nilai yang lebih rendah terhadap model kedua. Sehingga dapat dilihat perbedaan *bias* antara kedua model dan model kedua mendapatkan nilai *bias* lebih rendah daripada model pertama. Hasil dari pelatihan juga disajikan dalam bentuk grafik akurasi terhadap kedua model pada Gambar 4 dan Gambar 5.”

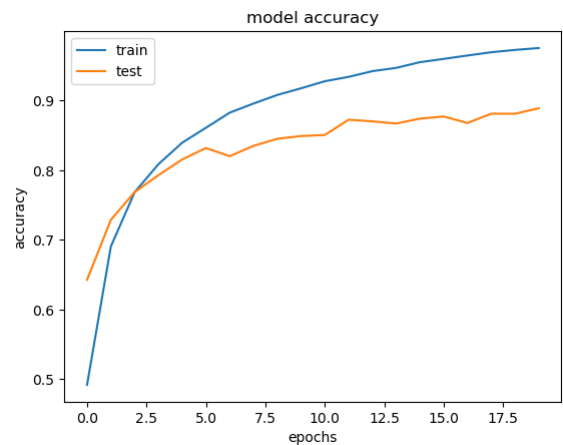
Tabel 4. Perbandingan Akurasi Model Klasifikasi VGG16

Nama Model	Akurasi	Validasi	Bias
VGG16 tanpa <i>Dense</i> & <i>Dropout</i>	97,91%	88,91%	0,1085
VGG16 dengan <i>Dense</i> & <i>Dropout</i>	94,49%	89,53%	0,0496



Gambar 3. Grafik Akurasi Model VGG16 tanpa Dense

“Gambar 4 terlihat bahwa model mengalami *overfitting* dengan akurasi train yang terus menaik namun akurasi *test* dalam keadaan stabil sehingga perbedaan jarak antara kedua akurasi lebih jauh satu sama lain. *Overfitting* disini dapat dilihat dari nilai *bias* yang dihasilkan yaitu lebih dari 1.”



Gambar 4. Grafik Akurasi Model VGG16 dengan Lapisan Dense dan Dropout

“Sedangkan pada Gambar 5 terlihat bahwa model mendapatkan nilai akurasi yang baik dengan *bias loss* yang dihasilkan tidak melebihi 1 yaitu pada

angka 0,496. Walaupun akurasi yang dihasilkan lebih sedikit dari model pertama.”

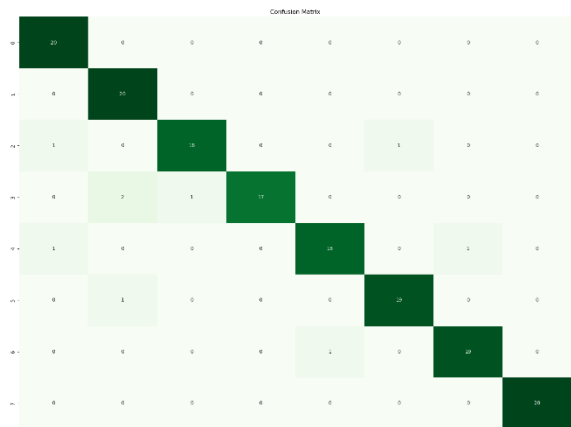
**d. Evaluasi Model VGG16**

Tahap evaluasi model VGG16 disajikan dalam bentuk visualisasi *confusion matrix multi-class*. *Confusion matrix* disajikan dalam *index 0* sampai *7* dengan keterangan kelas yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Keterangan Kelas berdasarkan Index

Kelas	Keterangan	Singkatan
0	XL, Formal, Tanpa Berjilbab	XLFGJ
1	XL, Formal, Berjilbab	XLFJ
2	XL, Unformal, Tanpa Berjilbab	XLUGJ
3	XL, Unformal, Berjilbab	XLUJ
4	M, Formal, Tanpa Berjilbab	MFGJ
5	M, Formal, Berjilbab	MFJ
6	M, Unformal, Tanpa Berjilbab	MUGJ
7	M, Unformal, Berjilbab	MUJ

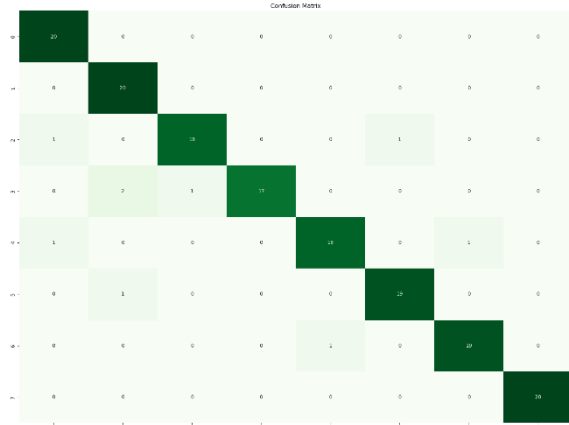
“Tabel 5 menunjukkan pada index 0 sampai 3 merupakan kelas pakaian berukuran XL sedangkan pada index 4 sampai 7 memiliki ukuran M. Index 0 sampai 7 sebagai penjelasan untuk tahapan evaluasi menggunakan *confusion matrix*.”



Gambar 5. Confusion Matrix Model VGG16 tanpa Dense

“Gambar 6 *confusion matrix* terdiri dari kelas 0 sampai kelas 7 dengan nama kelas sesuai pada Tabel 5. kelas yang dapat diprediksi dengan tepat adalah kelas 0, 1, dan 7. Kemudian kelas 2 dan 4 hanya 18 yang dapat diklasifikasi dengan tepat. Terdapat juga kelas 5 dan 6 yang mampu memprediksi 19 data dengan tepat. Terakhir kelas 3 hanya mampu memprediksi 17 gambar dengan tepat.”

“Selanjutnya Gambar 7 *confusion matrix* mampu memprediksi kelas dengan tepat sempurna sebanyak 4 kelas yaitu kelas 1, 4, 6 dan 7. Kemudian model mampu memprediksi 19 gambar dengan tepat pada kelas 0 dan 2, kemudian yang mampu memprediksi 18 gambar dengan tepat pada kelas 5, dan terakhir model VGG16 dengan *dense* dan *dropout* paling sedikit mampu memprediksi dengan tepat sebanyak 17 gambar pada kelas 3.”



Gambar 6. Confusion Matrix Model VGG16 dengan Dense

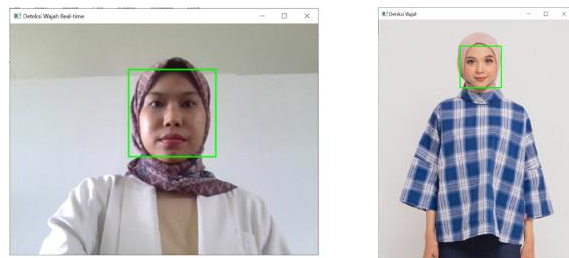
**3.2. Penukaran Wajah dengan Facial Landmark Points**

Ini merupakan contoh sub-bab kedua. Isinya dapat disesuaikan dengan kebutuhan

Menukar wajah dengan menggunakan landmark melibatkan identifikasi dan ekstraksi fitur wajah dari dua individu dalam gambar dan *video real time*. Penukaran kedua wajah maka diperlukan beberapa tahap yang harus dicapai diantaranya deteksi wajah dengan *Haar Cascade Classifier*, ekstraksi *landmark* wajah, pemetaan *landmark* wajah, dan implan wajah berdasarkan *landmark*.

**a. Deteksi Wajah dengan Haar Cascade Classifier**

Deteksi wajah dengan *Haar Cascade* dibutuhkan untuk mendeteksi suatu objek dan membaca setiap *frame* dari kamera. Kemudian dilanjutkan dengan mengubah *frame* menjadi citra *grayscale* dan mendeteksi wajah dalam citra menggunakan *Haar Cascade Classifier* seperti Gambar 8.



Wajah Sumber

Wajah Target

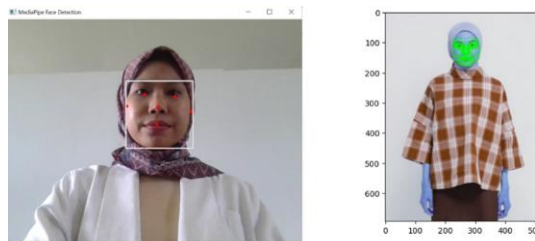
Gambar 7. Deteksi Wajah dengan Haar Cascades Classifier

“Gambar 8 menunjukkan hasil dari proses deteksi wajah dengan *Haar Cascade Classifier* terhadap gambar sumber dan gambar target. Deteksi *Haar Cascade Classifier* menghasilkan *rectangle* yang berada disekitar wajah baik itu wajah sumber maupun target sehingga dapat dikatakan bahwa *library Haar Cascade Classifier* berhasil mendeteksi wajah.”

**b. Ekstraksi Landmark Wajah**

Ekstraksi wajah dengan *landmark* merupakan hasil dari mengidentifikasi titik-titik kunci pada

wajah. Titik *landmark* direpresentasikan oleh koordinat x dan y dalam piksel pada gambar wajah, yang dihitung dari koordinat *landmark relative* terhadap ukuran gambar wajah. Proses ekstraksi *landmark* wajah dilakukan pada wajah gambar objek serta wajah *real time* pada *web came* yang terlihat pada Gambar 9.

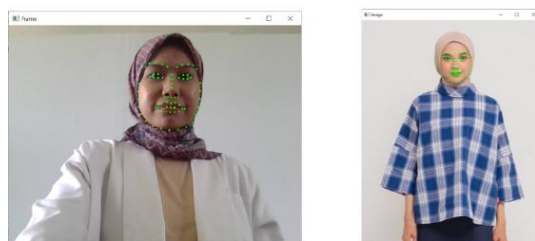


Wajah Sumber Wajah Target  
Gambar 8. Ekstraksi Landmark Wajah

“Pada Gambar 9 merupakan hasil dari proses ekstraksi *landmark wajah*. Hasil berupa wajah target yang memiliki *landmark points* berwarna merah dan wajah sumber terdapat *landmark points* berwarna hijau. Tugas dari *landmark points* ini sebagai titik acuan untuk dapat melakukan penukaran wajah antara wajah sumber dengan wajah target.”

**c. Pemetaan Landmark antara Dua Wajah**

Pemetaan *landmark* menggunakan proses *convex hull* atau menentukan cangkang konveks dari objek pada citra sehingga mendapatkan bentuk tertutup yang melingkupi *landmark* wajah. Proses selanjutnya pencarian segitiga yang terbentuk pada wajah dalam bentuk *array* dan menyimpan posisi dari *landmark* wajah untuk setiap titik sudut segitiga. Proses terakhir melakukan penggambaran garis pada wajah untuk membuat *mask* dan gambar kosong dengan ukuran yang sama dengan gambar wajah, lalu gambar tersebut digunakan untuk menggambarkan garis pada setiap segitiga wajah yang ditemukan. Hasil pemetaan landmark antara Dua Wajah dapat dilihat pada Gambar 10.



Wajah Sumber Wajah Target  
Gambar 9. Pemetaan Landmark antara Dua Wajah

“Gambar 10 merupakan hasil dari proses pemetaan *landmark* antar kedua wajah. Proses ini menunjukkan bahwa antara wajah sumber dan wajah target memiliki titik acuan *landmark* yang sama yaitu berupa titik *landmark* berwarna hijau. Perlu diperhatikan bahwa sebelumnya pada proses ekstraksi *landmark* wajah sumber maupun target memiliki titik acuan yang berbeda.”

**d. Implan Wajah berdasarkan Landmark**

Implan wajah berdasarkan *landmark* dilakukan menggunakan teknik untuk memproyeksikan satu wajah ke dalam wajah lainnya berdasarkan titik landmark pada wajah. Implan wajah melalui proses triangulasi pada kedua wajah yang akan digabungkan. Proses implan wajah melibatkan beberapa tahap antara lain pembagian wajah pertama menjadi segitiga, pembuatan garis-garis penghubung titik-titik landmark, pembagian wajah kedua menjadi segitiga, pemroyeksian bagian wajah, rekonstruksi wajah tujuan.

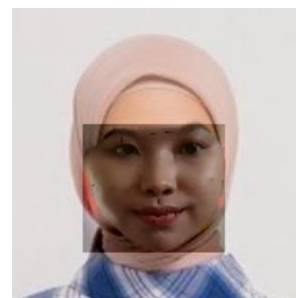
Tabel 6. Hasil Implan Wajah berdasarkan Landmark

Step Implan	Wajah Sumber	Wajah Target	Hasil Implan
10			
20			
30			
40			
50			

“Tabel 6 menunjukkan hasil implan antara kedua wajah menggunakan *landmark points*. Tahapan ini terdiri dari beberapa step dan Tabel 6 memiliki step 10, 20, 30, 40, dan 50. Perbedaan antara step 10 dan 50 bahwa pembagian wajah berupa *ractangle* pada step 10 mendapatkan hasil implan dengan sedikit daerah wajah yang tertransformasi dengan wajah baru sedangkan pada step 50 terlihat bahwa wajah memiliki banyak pembagian daerah wajah berupa *rectangle*.”

**e. Output Hasil**

*Output* dihasilkan dari mengganti fitur-fitur tersebut dengan fitur wajah dari orang lain. Hasil dari *face swap* menggunakan *landmark* adalah berupa gambar dengan wajah yang terlihat seolah-olah orang yang satu sedang memiliki wajah orang lain. Dalam hal ini wajah sumber berada dalam wajah target sesuai Gambar 11.



Gambar 10. Hasil Face Swap dengan Facial Landmark Points

“Gambar 11 merupakan hasil dari proses penukaran wajah menggunakan metode *computer vision* dengan teknik *Facial Landmark Points*. Hasil ini terjadi dari tahapan mendeteksi wajah dengan Haar *Cascade Classifier* sampai tahapan implan kedua wajah. *Output* penukaran wajah sesuai Gambar 11 terdiri dari step 110 pada proses implan antara wajah sumber dengan wajah target.”.

**3.3. Pemodelan Autoencoder**

Pemodelan autoencoder untuk mempelajari fitur-fitur penting dari data *input* dan menghasilkan representasi yang lebih merekonstruksi data *input*. Proses pemodelan autoencoder melalui beberapa tahap diantara pengurutan dataset, *preprocessing* data, pemodelan dan pelatihan, dan prediksi. Pada pemodelan dan pelatihan akan menggunakan beberapa layer pada arsitektur encoder dan decoder.

**a. Pengurutan Data**

Sebelum dilakukan pemodelan autoencoder maka perlu untuk mengurutkan dataset wajah sumber dan wajah target secara alfabetis berdasarkan nama *file*. Proses pengurutan data akan mempermudah dalam pencocokan antara gambar wajah sumber dengan gambar wajah target. Sehingga setiap gambar wajah pada posisi yang sama dianggap sesuai satu sama lain untuk dilakukan proses *training* atau validasi model.

**b. Preprocessing Data**

Tahap ini akan mengubah data ke dalam format yang lebih mudah diproses. Sehingga dalam gambar wajah sumber maupun target akan diubah ukurannya menjadi 128 x 128 piksel dan dilanjutkan proses normalisasi dengan membagi nilai *pixel* 255. Normalisasi data diperlukan karena untuk menjaga nilai piksel gambar wajah dalam skala yang sama.

**c. Pemodelan dan Pelatihan Autoencoder**

Membangun model yang baik diperlukan beberapa lapisan encoder dan decoder. Dalam penelitian ini melatih model autoencoder sebanyak 2 kali dengan pelatihan autoencoder. Pertama berasal dari encoder I dan decoder I sedangkan pelatihan autoencoder kedua berasal dari encoder I dan decoder II. Berikut ini disajikan tabel 7 hasil akurasi *loss* dari 12 model autoencoder.

Tabel 7. Akurasi Loss Model Autoencoder

Model	Autoencoder I		Autoencoder II	
	loss	validasi	loss	validasi
1	0,0112	0,0125	0,006	0,0068
2	0,00063183	0,0013	0,00053332	0,00080561
3	0,0017	0,0025	0,0011	0,0015
4	0,00043463	0,00091403	0,00031431	4,03E-04
5	0,00022476	0,00055254	1,86E-04	2,22E-04
6	0,00012979	0,00016095	8,01E-05	8,23E-05
7	0,00012951	0,00025443	8,35E-05	8,65E-05
8	0,005	0,0053	0,0028	0,0032
9	0,00024254	0,00033977	2,18E-04	2,52E-04
10	0,0007054	0,00080354	0,00054885	0,00063432

Model	Autoencoder I		Autoencoder II	
	loss	validasi	loss	validasi
11	0,00019012	0,00039385	1,47E-04	1,58E-04
12	0,00015161	3,38E-04	1,02E-04	0,00010386

”Berdasarkan Tabel 7 maka terdapat model yang memiliki nilai *loss* terendah pada model autoencoder I adalah model 7 dengan nilai *loss* sebesar 8,35e-05, validasi *loss* 8,65e-05, dan *bias loss* 0,000002921 sedangkan model autoencoder II yang mendapatkan *loss* terendah adalah model 6 dengan nilai *loss* sebesar 8,01e-05, validasi *loss* 8,23e-05, dan *bias loss* 0,000002234.”

**d. Prediksi**

Proses prediksi dilakukan untuk merekonstruksi data input asli serta melakukan penukaran wajah sumber dengan target. Berdasarkan model yang mendapatkan nilai dengan *loss* terendah, maka disajikan tabel 8. Dari hasil prediksi model autoencoder.

Tabel 8. Hasil Prediksi Model Autoencoder

Nama Model	Jenis Autoencoder	Gambar Input	Gambar Output
6	Autoencoder I		
	Autoencoder II		
7	Autoencoder I & II		
	Autoencoder I		
	Autoencoder II		
	Autoencoder I & II		

“Hasil prediksi pada Tabel 8 antara model 6 dan model 7 terlihat bahwa sedikit perbedaan pada gambar hasil prediksi. Artinya bahwa model mampu merekonstruksi dengan baik. Namun perlu diperhatikan bahwa prediksi untuk melakukan penukaran wajah, model autoencoder belum mampu melakukan penukaran wajah sumber ke wajah target”.

**3.4. Evaluasi Uji Sampel terhadap User**

Berikut ini hasil dari evaluasi uji sampel model penggabungan model rekomendasi pakaian dan penukar wajah terhadap manusia. Evaluasi manusia berdasarkan kepuasan konsumen dan hasil prediksi berdasarkan parameter ukuran, konsep pakaian, dan jilbab.

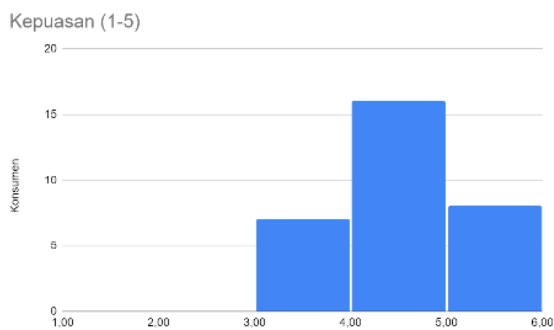
Tabel 9. Hasil Kepuasan Konsumen

Kepuasan (1-5)	Jumlah Konsumen
Skala 3	7
Skala 4	15
Skala 5	8



Rata-rata	4,033333
Standar Deviasi	0,7183954023

“Tabel 9 merupakan hasil dari kepuasan konsumen setelah dilakukan uji program terhadap 30 konsumen perempuan. Skala kepuasan terdapat 5 kategori dari skala 1 yang artinya ketidakpuasan sampai skala 5 yang menunjukkan kepuasan yang sangat tinggi. Terdapat 7 konsumen yang memberikan skala kepuasan diangka 3 yang artinya bahwa konsumen cukup puas terhadap hasil rekomendasi pakaian, 15 konsumen memberikan kepuasan di skala 4 bahwa artinya konsumen puas terhadap hasil rekomendasi, dan 8 konsumen memberikan skala 5 yang artinya bahwa konsumen sangat puas terhadap hasil rekomendasi pakaian.”.



Gambar 11. Histogram Kepuasan Konsumen

“Pada Gambar 12 didapatkan kepuasan konsumen dengan skala terbanyak yang dipilih oleh konsumen adalah skala 4 artinya bahwa konsumen puas terhadap model rekomendasi pakaian dan penukar wajah. Selanjutnya penyajian *confusion matrix* berdasarkan parameter model rekomendasi pakaian”.

Tabel 10. Confusion Matrix berdasarkan Ukuran Pakaian

Confusion Matrix Ukuran Pakaian	Prediksi	Aktual	
		0	1
	0	TP = 7	FP = 9
	1	FN = 2	TN = 12

“Tabel 10 menunjukkan bahwa ketika model memprediksi bahwa ukuran pakaian adalah M dan kenyataannya benar M terdapat 7 kasus. Ketika model memprediksi bahwa ukuran pakaian M, tetapi kenyataannya adalah XL ada 9 kasus. Ketika model memprediksi bahwa ukuran adalah XL, tetapi kenyataannya adalah M terdapat 2 kasus. Terakhir ketika model memprediksi bahwa ukuran pakaian adalah XL dan kenyataannya adalah XL ada 12 kasus”.

Tabel 11. Confusion Matrix berdasarkan Konsep Pakaian

Confusion matrix konsep pakaian	Prediksi	Aktual	
		0	1
	0	TP = 3	FP = 2
	1	FN = 15	TN = 10

“Tabel 11 menunjukkan bahwa ketika model memprediksi bahwa konsep pakaian formal dan kenyataannya adalah formal ada 3 kasus. Ketika model memprediksi bahwa konsep pakaian adalah Formal, tetapi kenyataannya adalah 1 ada 2 kasus. Ketika model memprediksi bahwa konsep pakaian adalah Unformal, tetapi kenyataannya adalah 0 ada 15 kasus. Terakhir ketika model memprediksi bahwa konsep pakaian adalah Unformal, dan kenyataannya adalah 1 ada 10 kasus.”

Tabel 12. Confusion Matrix berdasarkan Jilbab

Confusion Matrix Jilbab	Prediksi	Aktual	
		0	1
	0	TP = 1	FP = 1
	1	FN = 18	TN = 10

“Pada Tabel 12 menunjukkan bahwa ketika model memprediksi bahwa orang tersebut mengenakan jilbab dan kenyataannya juga mengenakan jilbab ada 1 kasus. Ketika model memprediksi bahwa orang tersebut tidak mengenakan jilbab, tetapi kenyataannya mengenakan jilbab ada 1 kasus. Ketika model memprediksi bahwa orang tersebut tidak mengenakan jilbab, tetapi kenyataannya mengenakan jilbab ada 18 kasus. Terakhir ketika model memprediksi bahwa orang tersebut tidak mengenakan jilbab dan kenyataannya juga tidak mengenakan jilbab ada 10 kasus.”

Berdasarkan ketiga parameter model mampu melakukan prediksi dengan benar dilihat dari *true positive* dan *true negative*. Parameter ukuran mampu melakukan prediksi dengan benar sebanyak 19 user, parameter konsep pakaian dapat diprediksi dengan benar sebanyak 13 user, dan parameter berdasarkan jilbab mampu memprediksi dengan benar sebanyak 11. Sehingga dapat diartikan bahwa model lebih mampu memprediksi dari segi ukuran baju.

#### 4. DISKUSI

Penelitian ini telah berhasil membuat model rekomendasi pakaian serta penukaran wajah dengan *facial landmark points* yang disertai uji sampel terhadap konsumen sebanyak 30 *user*. Akurasi terhadap model yang digunakan untuk uji sampel adalah akurasi sebesar 94,46%. Proses uji sampel dilakukan dengan melakukan prediksi terhadap rekomendasi pakaian yang tepat kemudian dilanjutkan dengan melakukan penukaran wajah antara wajah konsumen dengan wajah hasil rekomendasi pakaian. Hasil penelitian ini dengan tiga parameter memiliki tingkat keberhasilan yang berbeda pada setiap parameternya menggunakan model rekomendasi pakaian. Berdasarkan model rekomendasi pakaian, parameter yang paling banyak berhasil merekomendasikan pakaian dengan tepat adalah parameter ukuran pakaian yang sesuai dengan ukuran pakaian yang digunakan *user* yaitu sebanyak 19 dari 30 *user*.

Model penukaran wajah dengan metode autoencoder telah menghasilkan akurasi *loss* yang

baik yaitu sebesar 0,00012951 untuk autoencoder I dan sebesar  $8,01e-05$  untuk autoencoder II, namun hasil *loss* yang terbaik pada penelitian ini belum mampu merubah antara wajah sumber dengan wajah target secara maksimal karena diakibatkan dari *dataset* wajah yang digunakan kurang adanya variasi serta data yang digunakan juga kurang banyak, sehingga untuk dilakukannya uji sampel terhadap user pada penelitian ini digunakan penukaran wajah dengan *facial landmark points*.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan terkait model rekomendasi pakaian dan penukar wajah dengan metode VGG16, autoencoder, dan *facial landmark points* dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

Model rekomendasi pakaian dengan parameter ukuran, konsep, dan jilbab mendapatkan akurasi pada model I sebesar 97,61% sedangkan model II sebesar 94,49%. Dibandingkan kedua model maka model I mengalami *overfitting* karena *bias* yang dihasilkan model pertama 0,1085 sedangkan model II sebesar 0,0496.

Model penukar wajah dengan metode autoencoder yang mendapatkan nilai *loss* terendah pada model autoencoder I adalah model 7 sebesar 0,00012951 dan model autoencoder II adalah model 6 sebesar  $8,01e-05$ . Model autoencoder dengan *loss* terendah belum mampu melakukan penukaran wajah dengan baik, sehingga proses penukaran wajah dilakukan dengan metode *facial landmark points*.

Hasil evaluasi manusia berdasarkan penggabungan kedua model, maka dapat disimpulkan bahwa model rekomendasi pakaian mendapatkan prediksi dengan tepat terhadap parameter ukuran sebesar 19 dari 30 konsumen.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada Bapak Agi Prasetyadi, S.T., M.Eng dan Bapak Iqsyahiro Kresna A., S.T., M.T. selaku dosen pembimbing pertama dan kedua yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan masukan yang sangat berharga selama proses penelitian sampai penulisan artikel ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Lianto, R. Trisno, and D. Husin, "A portable architecture with an interior fashion concept," *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 12, no. 12, pp. 2126–2132, 2019.
- [2] F. Alfiah, R. Tarmizi, and A. A. Junidar, "Perancangan Sistem E-Commerce Untuk Penjualan Pakaian Pada Toko a&S," *Innov. Creat. Inf. Technol.*, vol. 6, no. 1, pp. 70–81, 2020.
- [3] B. Romano, S. Sands, and J. I. Pallant, "Augmented reality and the customer journey: an exploratory study," *Australas. Mark. J.*, vol. 29, no. 4, pp. 354–363, 2021.
- [4] R. Velita, A. R. P. Barusman, and V. Saptarini, "Pengaruh e-Wom dan Review Produk pada Market Place Shopee Terhadap Keputusan Pembelian Pakaian Jadi Di Bandar Lampung," *VISIONIST*, vol. 8, no. 1, 2019.
- [5] J. Lv and X. Liu, "The Impact of Information Overload of E-Commerce Platform on Consumer Return Intention: Considering the Moderating Role of Perceived Environmental Effectiveness," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 13, p. 8060, 2022.
- [6] S. Tammina, "Transfer learning using vgg-16 with deep convolutional neural network for classifying images," *Int. J. Sci. Res. Publ.*, vol. 9, no. 10, pp. 143–150, 2019.
- [7] B. Peng, H. Fan, W. Wang, J. Dong, and S. Lyu, "A Unified Framework for High Fidelity Face Swap and Expression Reenactment," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, p. 1, 2021, doi: 10.1109/TCSVT.2021.3106047.
- [8] C. Sadu and P. K. Das, "Swapping Face Images Based on Augmented Facial Landmarks and Its Detection," in *2020 IEEE REGION 10 CONFERENCE (TENCON)*, 2020, pp. 456–461. doi: 10.1109/TENCON50793.2020.9293884.
- [9] A. S. Sinaga, A. S. Sitio, and S. Dewi, "Identification of Biometric Deepfakes using Feature Learning Deep Learning," *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. August, pp. 1125–1130, 2022.
- [10] Öztürk, "Stacked auto-encoder based tagging with deep features for content-based medical image retrieval," *Expert Syst. Appl.*, vol. 161, p. 113693, 2020.
- [11] M. A. Rizaldi and E. R. Kaburuan, "Implementasi OCR dengan Metode Autoencoder untuk verifikasi data KTP," *J. Komput. Terap.*, vol. 8, no. 2, pp. 307–315, 2022.
- [12] Z. Cheng, H. Sun, M. Takeuchi, and Jiro Katto, "Energy Compaction-Based Image Compression Using Convolutional AutoEncoder," *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 22, no. 4, pp. 860–873, 2020, doi: 10.1109/TMM.2019.2938345.
- [13] S. H. Hong, S. Ryu, J. Lim, and W. Y. Kim, "Molecular Generative Model Based on an Adversarially Regularized Autoencoder," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 60, no. 1, pp. 29–36, Jan. 2020, doi: 10.1021/acs.jcim.9b00694.
- [14] N. Li and F. Chang, "Video anomaly detection and localization via multivariate gaussian fully convolution adversarial

- autoencoder,” *Neurocomputing*, vol. 369, pp. 92–105, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.08.044>.
- [15] K. Pawar and V. Z. Attar, “Assessment of autoencoder architectures for data representation,” in *Deep Learning: Concepts and Architectures*, Springer, 2019, pp. 101–132.
- [16] Ulla Delfana Rosiani, Rosa Andrie Asmara, and Nadhifatul Laeily, “Penerapan Facial Landmark Point Untuk Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah,” *J. Inform. Polinema*, vol. 6, no. 1, pp. 55–60, 2020, doi: 10.33795/jip.v6i1.328.
- [17] Andre Hartoko Aji Putra Perdana, Susijanto Tri Rasmana, and Heri Pratikno, “Implementasi Sistem Deteksi Mata Kantuk Berdasarkan Facial Landmarks Detection Menggunakan Metode Regression Trees,” *J. Technol. Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 1–9, 2019, doi: 10.37802/joti.v1i1.1.
- [18] W. Hutamaputra and F. Utaminingrum, “Implementasi Facial Landmark dalam Pengenalan Wajah pada Sistem Pembayaran Elektronik,” *Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, pp. 2058–2064, 2021.
- [19] W. Wang, X. Chen, S. Zheng, and H. Li, “Fast head pose estimation via rotation-adaptive facial landmark detection for video edge computation,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 45023–45032, 2020.
- [20] A. Y. F. Rambe and L. D. Afri, “Analisis kemampuan pemecahan masalah matematis siswa dalam menyelesaikan soal materi barisan dan deret,” *AXIOM J. Pendidik. Dan Mat.*, vol. 9, no. 2, pp. 175–187, 2020.