

**PENGENALAN EKSPRESI PADA RAUT WAJAH PADA KESELAMATAN
BERKENDARA MENGGUNAKAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (PCA)
DAN *LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS* (LDA)**

***FACIAL EMOTION RECOGNITION FOR SAFETY DRIVING USING PRINCIPAL
COMPONENT ANALYSIS AND LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS***

Nabila Cintisa¹, Efri Suhartono, S.T., M.T.², Suci Aulia, S.T., M.T.³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

³Prodi D3 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Ilmu Terapan, Universitas Telkom

¹nabilacintisa@student.telkomuniversity.ac.id, ²esuhartono@telkomuniversity.ac.id,

³suciaulia@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Keselamatan berkendara adalah suatu perilaku mengendarai kendaraan terutama mobil dengan mengutamakan keselamatan diri sendiri maupun pengguna jalan lainnya. Salah satu penyebab utama terjadinya kecelakaan disebabkan oleh manusia.

Pada tugas akhir ini telah dirancang sistem pengenalan pada ekspresi raut wajah pengemudi menggunakan metode ekstraksi ciri *Principal Component Analysis* (PCA) dan klasifikasi *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Metode PCA sebagai ekstraksi ciri bertujuan untuk mereduksi informasi tanpa harus menghilangkan informasi penting pada data, informasi yang direduksi bertujuan agar kinerja sistem menjadi lebih cepat dan akurat. Metode klasifikasi LDA memiliki kelebihan yaitu dapat memaksimalkan matriks kovarian antar kelas sekaligus meminimalkan matriks kovarian dalam kelas untuk menjaga keterpisahan dari kelas tersebut.

Hasil dari penelitian ini adalah sistem pengenalan ekspresi wajah yang mampu mendeteksi ekspresi wajah dan mengklasifikasikannya ke dalam dua jenis ekspresi yaitu ekspresi mengantuk dan tidak mengantuk menggunakan data dari *Yawning Detection Dataset* (YawDD). Dengan jumlah 400 data yang terdiri dari 100 data latih dan 100 data uji pada *dashboard* serta 100 data latih dan 100 data uji pada *mirror*. Performansi yang dihasilkan dari sistem dengan tingkat akurasi sebesar 97% menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dengan parameter *eigenface* sebagai ekstraksi fitur dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) menggunakan parameter *Bayes Prior*.

Kata kunci: Ekspresi Wajah, PCA, *Eigenface*, LDA, *Bayes Prior*.

Abstract

Driving safety is a behavior of driving a vehicle, especially a car, prioritizing the safety of yourself and other road users. One of main causes of accidents caused by human itself.

In this final project a driver's facial expression recognition system is designed using Principal Component Analysis (PCA) for feature extraction method and Linear Discriminant Analysis (LDA) as the classifier. The PCA method as feature extraction aims to reduce the information without eliminating main information from the data, the information that reduced is eliminated so that the system performance is get faster and more accurate. LDA classifier has advantages that are willing to maximise the between-class scatter matrix and minimize the within-class scatter matrix to maintain the separation between classes.

The results of this study is a facial expression recognition systems that are able to detect a facial expressions and classify them into two types, they are drowsiness and tidak mengantuk expressions using data from *Yawning Detection Dataset* (YawDD). This dataset have 400 datas and divided into 100 test datas and 100 train datas for *dashboard* also 100 test datas and 100 train datas for *mirror*. The performance generated from the system are 97% accurate using the *Principal Component Analysis* (PCA) method with *eigenfaces* parameter as feature extraction and *Linear Distance Analysis* using *Bayes Prior* distance as the classification.

Keywords: *Facial Expression*, PCA, *Eigenfaces*, LDA, *Bayes Prior*.

1. Pendahuluan

Keselamatan dalam berkendara di jalan raya adalah salah satu tujuan utama dalam mendesain sistem bantuan mengemudi. Menurut data kepolisian, di Indonesia, rata-rata 3 orang meninggal setiap jam akibat kecelakaan jalan. Data tersebut juga menyatakan bahwa besarnya jumlah kecelakaan tersebut disebabkan oleh beberapa hal, yaitu 61% kecelakaan disebabkan oleh faktor manusia terkait kemampuan berkendara maupun keadaan kondisi pengemudi, 9% disebabkan karena faktor kendaraan, dan 30% disebabkan oleh faktor prasarana dan lingkungan[7].

Di antara semua kecelakaan lalu lintas yang fatal, diantaranya disebabkan oleh kesalahan manusia atau yang sering kita sebut dengan *human error*. Salah satu dari penyebab terjadinya kecelakaan adalah mengantuk dan kurangnya konsentrasi pengemudi saat berkendara. Penggunaan atau penerapan teknologi visi komputer modern untuk meningkatkan keamanan mengemudi saat berkendara telah diselidiki selama beberapa tahun. Sebagian besar penelitian telah difokuskan mendeteksi kantuk pengemudi, yang merupakan salah satu penyebab utama terjadinya kecelakaan[1].

Perilaku tersebut sering mengarah pada pengemudi yang agresif dan membuat pengemudi kurang memperhatikan situasi lalu lintas. Untuk mengurangi resiko kecelakaan yang disebabkan oleh keadaan stress, perlunya pendeteksiaan emosi dan pengambilan tindakan lanjutan agar sopir atau pengendara dapat menetralkan emosinya terlebih dahulu[1].

Untuk mempermudah mengenali emosi dari raut wajah pengemudi, maka pada tugas akhir ini pengolahan citra berbasis Matlab yang akan menganalisis citra digital emosi pada raut wajah pengemudi yang selanjutnya akan di klasifikasikan untuk mendeteksi emosi pengendara termasuk mengantuk atau normal. Metode yang digunakan untuk mendeteksi emosi pada pengendara adalah *Principal Component Analysis* (PCA) dan untuk metode pengklasifikasian menggunakan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Penulis memilih metode *Principal Component Analysis* sebagai ekstraksi ciri guna untuk mereduksi informasi tanpa harus menghilangkan informasi penting pada sebuah citra, informasi yang direduksi tersebut dihilangkan dengan maksud agar kinerja sistem lebih cepat dan akurat.

Penelitian sebelumnya membahas tentang deteksi wajah untuk menentukan emosi. Perbedaan penelitian sebelumnya dengan penelitian yang akan dilakukan terletak pada metode yang akan digunakan, pengaplikasiannya, dan ekspresi yang akan diteliti. Penelitian sebelumnya menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan tingkat akurasi 98.3%. Ekspresi yang akan dihasilkan adalah sakit dan stress[1].

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Pengolahan Citra

Citra adalah suatu representasi (gambaran), kemiripan dari suatu objek. Citra juga sebagai keluaran dari suatu sistem perekaman data dapat bersifat optik yaitu berupa foto, bersifat analog yaitu berupa sinyal-sinyal video seperti gambar pada monitor televisi, maupun bersifat *digital* yang dapat langsung disimpan pada suatu media penyimpanan [2].

2.2 Deteksi Wajah

Deteksi wajah adalah suatu teknologi computer untuk mendeteksi wajah manusia dengan cara menentukan letak dan ukuran wajah manusia di dalam citra digital. Teknologi ini dapat mendeteksi wajah melalui ciri atau sifat wajah dan tidak memperdulikan hal-al lainnya, seperti bangunan, pohon dan badan manusia itu sendiri. Bidang-bidang penelitian yang berkaitan dengan pemrosesan wajah (*face processing*) adalah autentikasi wajah, lokalisasi wajah, penjejukan wajah, dan pengenalan ekspresi wajah (*facial expressin recognition*) [3]. Adapun faktor yang dapat mempengaruhi deteksi wajah, antara lain:

- 1.) Pose
Bagian wajah yang terlihat pada citra bisa bervariasi (bagian depan terlihat jelas, bagian wajah ada yang tidak terlihat).
- 2.) Komponen Struktural
Fitur pada wajah seperti kumis, jenggot, kacamata dan beberapa komponen yang bisa membuat wajah berbeda dari satu dengan yang lain. Seperti bentuk wajah, warna kulit, dan ukuran.
- 3.) Ekspresi Wajah
Ekspresi wajah yang ada pada citra.
- 4.) Orientasi Citra
Pengambilan gambar pada objek citra.
- 5.) Kondisi Citra
Kondisi pencahayaan (spektrum), dan karakteristik kamera (sensor, *response*, lensa) berpengaruh terhadap tampilan wajah.

2.3 Viola Jones

Deteksi wajah *Viola-jones* ialah deteksi wajah yang menggolongkan gambar berdasarkan pada nilai fitur sederhana. Terdapat beberapa untuk menggunakan fitur dari pada piksel secara langsung. Pertama adalah fitur dapat digunakan untuk mengkodekan domain *ad-hoc* yang sulit dalam data latih yang memiliki jumlah yang terbatas, kedua adalah sistem fitur berbasis operasi jauh lebih cepat dari pada sistem yang berbasis piksel [5].

Klasifikasi gambar dilakukan berdasarkan pada nilai suatu fitur, penggunaan fitur dilakukan karena pemrosesan fitur berlangsung lebih cepat dibandingkan pemrosesan citra per piksel. Metode *Viola jones* ini menggunakan beberapa kunci utama, yaitu *Haar like feature*, *Integral image*, *Adaboost learning*, *Cascade classifier*. Berikut ini adalah gambar jenis fitur berdasarkan jumlah persegi panjang yang terdapat di dalamnya[5].

Untuk memilih fitur yang spesifik yang akan digunakan dan untuk mengatur nilai ambangnya (*threshold*), *Viola jones* menggunakan sebuah metode *machine learning* yang disebut *AdaBoost* yang menggabungkan banyak *classifier* lemah untuk membuat *classifier* kuat. Lemah disini berarti urutan filter pada *classifier* hanya mendapatkan jawaban benar lebih sedikit. Jika keseluruhan *classifier* lemah digabungkan maka akan menjadi *classifier* yang lebih kuat. *AdaBoost* memilih sejumlah *classifier* lemah untuk disatukan dan menambahkan bobot pada setiap *classifier*, sehingga akan menjadi *classifier* yang kuat. *Viola-jones* menggabungkan beberapa *AdaBoost classifier* sebagai rangkaian filter yang cukup efisien untuk menggolongkan daerah *image*.

2.4 Metode Principal Component Analysis

Analisis komponen utama atau juga disebut sebagai transformasi Karhunen-Loeve adalah algoritma yang digunakan dalam pengenalan pola dan pemrosesan sinyal untuk pengurangan dimensi. Karena pola gambar sebagian besar waktu mengandung informasi yang berlebihan, menghitung vektor fitur dapat menghapus redundansi ini dan tetap mempertahankan sebagian besar konten informasi penting dari pola tersebut. Fitur-fitur yang diekstrak digunakan untuk membedakan pola input. Gambar wajah adalah matriks 2D N x N dapat direpresentasikan sebagai satu dimensi dimensi dimensi N. Vektor gambar dimensi satu dimensi N ini menggambarkan gambar N x N dan yang merupakan kombinasi dari gambar wajah asli. Vektor Eigen matriks kovarian tampak seperti wajah sehingga disebut sebagai wajah Eigen. Sesuai aplikasi dan keakuratan jumlah sistem vektor eigen diputuskan. Vektor Eigen matriks kovarian tampak seperti wajah sehingga disebut sebagai wajah Eigen. Sesuai aplikasi dan keakuratan jumlah sistem vektor eigen diputuskan. Jika jumlah vektor eigen lebih keakuratan sistem meningkat tetapi kompleksitas meningkat. Algoritma analisis komponen utama fust menghitung matriks gambar dari itu akan mencari mean dari setiap matriks gambar dan menguranginya dari setiap nilai dalam dimensi tertentu. Kemudian menghitung covarian matriks C dengan rumus[5]:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \phi_n \phi_n^T = AA^T \tag{1}$$

2.5 Linear Discriminant Analysis (LDA)

LDA ialah metode ekstraksi fitur yang merupakan perpaduan dari perhitungan statistika dan matematika yang memberlakukan properti statistik terpisah untuk tiap objek. Tujuan metode LDA adalah mencari proyeksi linier (yang biasa disebut ‘*fisherimage*’) untuk memaksimalkan matriks kovarian antar kelas (*between classcovariance matrix*) sekaligus meminimumkan matriks kovarian dalam kelas (*within class covariance matrix*), agar anggota didalam kelas lebih terkumpul penyebarannya dan pada akhirnya dapat meningkatkan keberhasilan pengenalan [6]. Matriks kovarian dalam kelas (S_W) dan matriks kovarian antar kelas (S_B) masing-masing didefinisikan sebagai berikut :

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{X_k \in X_i} (X_k - \mu_i)(X_k - \mu_i)^T \tag{2}$$

$$S_B = \sum_{i=1}^C N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \tag{3}$$

Rumus diatas memiliki penjelasan dimana, x_k pada rumus adalah image ke- k . c adalah jumlah kelas yang ada. N_i pada rumus adalah jumlah image pada kelas ke- i . μ pada rumus adalah rata-rata total dari keseluruhan image. Sedangkan μ_i pada rumus adalah rata-rata image pada kelas ke- i . Agar matriks kovarian kelas (S_W) dapat diminimalisasi sementara matriks kovarian antar kelas (S_B) dimaksimalkan, maka akan dicari vector eigen (V) agar ratio menjadi maksimal:

$$\frac{\det(VS_B V^T)}{\det(VS_W V^T)} \tag{4}$$

Sehingga menghasilkan solusi:

$$S_B V = \lambda S_W V \tag{5}$$

Kemudian dicari nilai eigen (λ) dan vector eigen (V) dari matriks kovarian persamaan (5), yaitu:

$$Cov = S_B S_W^{-1} \tag{6}$$

Dikarenakan metode LDA yang digunakan adalah metode LDA dengan 2 kelas, maka vector yang digunakan sebanyak c-1. Nilai vector eigen tersebut dapat berdasarkan nilai eigen terbesar dari matriks kovarian. Setelah vector eigen diketahui, maka dapat diketahui nilai fitur LDA dengan perhitungan:

$$f_x \sum_{i=1}^k (x_i - \mu)^T \times \tag{7}$$

Pencarian jarak dua matriks A dan B pada LDA terdapat beberapa rumus untuk menghitung jarak yaitu:

- 1.) Menggunakan jarak *Euclidean* dengan rumus :

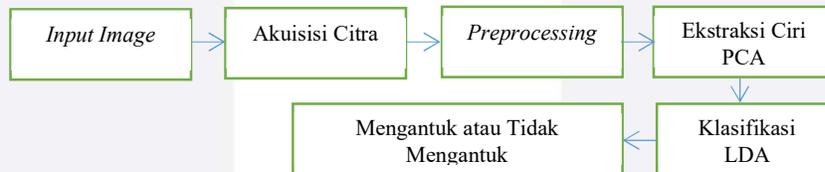
$$E(A, B) = \sum_{i=1}^N \sqrt{(A_i - B_i)^2} \tag{8}$$

- 2.) Menggunakan *Bayes Prior*

$$\pi_k = \frac{\text{banyaknya amatan kelas } k}{\dots} \tag{9}$$

2.6 Perancangan Sistem

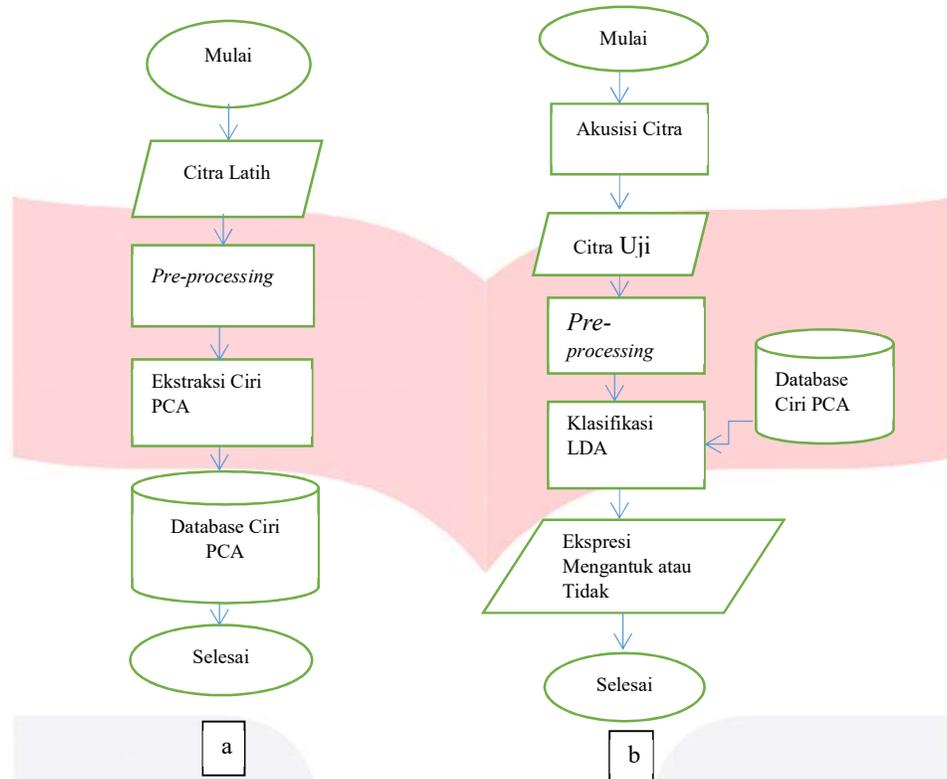
Perancangan Sistem merupakan kumpulan aktivitas yang menggambarkan proses suatu sistem yang dirancang. Pada Tugas Akhir ini, perangkat lunak yang dirancang berfungsi untuk mengenali ekspresi raut wajah pada pengendara menggunakan metode pengklasifikasian *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Sedangkan metode ekstraksi cirinya adalah *Principal Component Analysis* (PCA). Secara umum teknik pengenalan ekspresi wajah dapat dilihat pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Teknik Pengenalan Ekspresi

Pada Gambar 1 merupakan sebuah sistem pengenalan ekspresi wajah dan secara umum dijelaskan bahwa gambar wajah manusia diambil dari sebuah *dataset* YawDD. Pada proses akuisisi citra meliputi beberapa tahap seperti *resize*, *croppig*, dan kompresi. Proses *pre-processing* terdapat proses deteksi wajah dan citra di konversi terlebih dahulu menjadi *grayscale*. Pada proses ekstraksi ciri, ekspresi wajah manusia di deteksi menggunakan metode PCA yang memiliki tujuan proses pendekatan data sesuai dengan margin tertentu sesuai dengan metode yang digunakan untuk mencari *eigenfaces*. Selanjutnya adalah proses klasifikasi menggunakan LDA, metode ini merupakan perpaduan dari perhitungan operasi matematika dan statistika yang memberlakukan properti statistik terpisah untuk tiap objek, setelah di lakukan proses klasifikasi kemudian menentukan ekspresi mengantuk dan tidak mengantuk.

Sistem yang dirancang terdiri dari dua tahap, yaitu tahap latihan dan tahap uji. Adapun tahap latihan dan uji dapat dilihat pada Gambar 2 sebagai berikut:



Gambar 2 Proses pelatihan (a) dan Pengujian sistem (b).

Gambar 2 merupakan blok diagram sistem yang terdiri dari tahap latih dan tahap uji. Tahap latih adalah proses pembentukan *database* yang menyimpan nilai *vector* ciri dari tiap citra yang dijadikan sebagai referensi bagi citra uji nantinya. Sedangkan tahap uji adalah proses yang digunakan untuk menguji data citra sehingga dapat diklasifikasikan oleh perangkat lunak. Pada tugas akhir ini terdapat 2 ekspresi wajah yang akan dikenali yaitu tidak mengantuk dan mengantuk. Sistem ini menggunakan 100 data citra latih dan 100 data citra uji.

Citra masukan yang penulis gunakan pada sistem berasal dari *dataset Yawning Detection Dataset*. Sedangkan ekspresi pada wajah yang akan digunakan adalah ekspresi mengantuk dan ekspresi tidak mengantuk.

Pada tahap latih proses awalnya yaitu *pre-processing* terhadap data latih citra yang dimasukkan, proses *pre-processing* terdiri deteksi wajah menggunakan *Viola Jones* dan mengubah citra masukan yang semula berupa citra RGB menjadi citra *grayscale*. Citra yang sudah melalui tahap *pre-processing* dilakukan ekstraksi ciri menggunakan ekstraksi ciri *Principal Component Analysis (PCA)* untuk mencari nilai bobot latih dari citra masukan tersebut. Nilai bobot latih citra yang telah didapatkan kemudian disimpan pada *database* ciri PCA yang akan digunakan pada pengujian.

Pada tahap uji, data citra yang di ujikan akan melalui tahap akuisisi terlebih dahulu, setelah melalui tahap akuisisi citra uji akan melalui proses *pre-processing*. Citra uji yang sudah melalui tahap *pre-processing* akan diklasifikasikan menggunakan *Linear Discriminant Analysis (LDA)* dan data ciri PCA yang telah didapatkan pada tahap latih untuk menentukan ekspresi mengantuk atau tidak mengantuk.

3. Pembahasan

3.1 Tahap Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan beberapa tahapan, data diambil dari *yawning detection dataset*. Citra tersebut disimpan kedalam laptop yang nantinya akan digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian.

1. Tahap Pertama

Tahap pertama yaitu proses akuisisi citra yang terdiri dari *cropping*, *resize*, dan kompresi. *Input image* yang berupa gambar dilakukan proses *cropping*. Setelah dilakukan *cropping* selanjutnya adalah proses *resize* pada citra sesuai dengan ukuran yang telah ditentukan terlebih dahulu 128×82 piksel merupakan ukuran awal citra, pada sistem ini dilakukan pengujian dengan 3 ukuran gambar yaitu 256×256 , 512×512 dan 1024×1024 . Citra hasil *resize* juga dikompresi digunakan pada saat percobaan untuk mengetahui pengaruh pada performansi sistem, terdapat 3 besaran kompresi yaitu 25%, 50% dan 75%, citra hasil kompresi ini digunakan pada saat percobaan untuk mengetahui pengaruh pada performansi sistem. Citra yang telah dilakukan proses akuisisi citra

kemudian dipisahkan menjadi citra latih dan citra uji digunakan untuk tahapan *pre-processing* untuk pelatihan dan pengujian.

2. Tahapan Kedua

Tahap kedua yaitu tahap *pre-processing* yang terdiri dari deteksi wajah dan *grayscale*. Citra hasil akuisi citra selanjutnya dilakukan proses deteksi wajah algoritma yang digunakan dalam proses deteksi wajah ini adalah metode *Viola jones*. Setelah melewati proses deteksi wajah tahap selanjutnya citra akan diubah dari gambar awal berupa citra RGB ke citra *grayscale*.

3. Tahap Ketiga

Setelah melalui *pre-processing*, data akan mengalami tahapan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Tahapan ini akan mendapatkan nilai *eigenfaces*. Data tersebut akan disimpan dalam data transformasi keseluruhan yang merupakan matriks transformasi.

4. Tahap Keempat

Setelah didapatkan hasil dari ekstraksi ciri yang merupakan data transformasi PCA, kemudian akan dilakukan pengklasifikasian citra dengan menggunakan *Linear Discriminant Analysis*. Parameter jarak yang digunakan adalah *Bayes Prior* dan *Euclidean Distance*. Tahap akhir untuk pengujian sistem adalah menghitung akurasi sistem.

3.2 Hasil Pengujian Sistem

Pengujian sistem ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui performansi sistem. Pada bagian ini akan dilihat pengaruh perubahan parameter ekstraksi ciri dan klasifikasi terhadap akurasi yang diperoleh.

1. Pengujian Ekstraksi Ciri menggunakan PCA

Tabel 1 merupakan hasil pengujian ekstraksi ciri menggunakan *Principal Component Analysis*. Menggunakan pengenalan pada pola wajah *eigenface* dengan ukuran dimensi citra 128×82.

Tabel 1. Hasil Pengujian Ekstraksi Ciri PCA

<i>Feature Extraction</i>	Posisi Kamera	Akurasi
PCA	<i>Dashboard</i>	100%
	<i>Mirror</i>	100%

Berdasarkan Tabel 1 pengujian ekstraksi ciri menggunakan PCA mendapatkan akurasi sebesar 100% pada kedua posisi pada *dashboard* maupun *mirror*. Pengujian ini menunjukkan bahwa sistem memiliki tingkat performansi yang baik, karena pada saat di uji dengan dirinya sendiri mendapatkan nilai akurasi yang maksimal.

2. Pengujian Menggunakan Parameter *Distance* LDA

Tabel 2 merupakan hasil pengujian parameter *distance* pada LDA yaitu menggunakan *Bayes Prior*, *Euclidean Distance* dan pengenalan pada pola wajah menggunakan *eigenface* pada PCA dengan ukuran masing-masing citra 128×82 piksel.

Tabel 2. Hasil Pengujian Parameter Distance pada LDA

<i>Distance</i>	Posisi	Akurasi
<i>Bayes Prior</i>	<i>Dashboard</i>	97%
	<i>Mirror</i>	76%
<i>Euclidean</i>	<i>Dashboard</i>	91%
	<i>Mirror</i>	77%

Berdasarkan Tabel 2 akurasi terbesar didapatkan pada saat parameter *Bayes Prior* yaitu sebesar 97% pada *dashboard* dan 76% pada *mirror*. Hal ini disebabkan oleh banyaknya pembagian data tiap kelas sama, karena jika probabilitas pada *Bayes prior* populasinya tidak diketahui maka probabilitas prior diasumsikan dengan cara menghitung banyak data tiap kelas lalu dibagi dengan banyaknya data yang ada. Parameter ini cocok digunakan jika jumlah data tidak terlalu banyak.

3. Pengujian Menggunakan Parameter *rescaling* citra terhadap akurasi

Tabel 3 merupakan hasil dari pengujian parameter *rescaling* untuk mengetahui pengaruh ukuran piksel pada masing-masing citra yang akan di ujikan. Parameter awal yang akan digunakan pada percobaan berikut adalah parameter PCA *eigenface* dan LDA menggunakan *Bayes Prior* untuk posisi kamera berada di *dashboard* yang merupakan hasil pengujian terbaik pada pengujian parameter *distance*. Untuk menentukan dimensi terbaik

dilakukan proses *rescaling* yang memiliki 3 dimensi uji yaitu 256x256 piksel, 512x512 piksel, dan 1024x1024 piksel guna mendapatkan nilai akurasi yang terbaik.

Tabel 3 Hasil pengujian parameter *rescaling* pada citra

Dimensi <i>Rescaling</i> (piksel)	Posisi Kamera	Akurasi
256 × 256	Dashboard	93%
512 × 512	Dashboard	94%
1024 × 1024	Dashboard	88%

Berdasarkan Tabel 3 menunjukkan bahwa hasil pengujian *rescaling* citra memiliki nilai akurasi tertinggi sebesar 94% dengan posisi kamera berada di *dashboard* dengan dimensi piksel 512x512 piksel. Sedangkan nilai akurasi terkecil yaitu 88% dengan posisi kamera berada di *mirror* dengan dimensi 1024 × 1024 piksel. Pengujian ini membuktikan bahwa ukuran citra dapat mempengaruhi tingkat akurasi sistem.

4. Pengujian pengaruh kompresi citra terhadap akurasi

Berikut Tabel 4 adalah data hasil pengujian kompresi pada citra untuk mengetahui pengaruh kompresi citra terhadap akurasi sistem, dimensi yang digunakan adalah 512 × 512 piksel dengan *eigenface* pada PCA, menggunakan parameter probabilitas linear dan posisi kamera berada pada *dashboard* sesuai dengan akurasi maksimal yang di dapatkan pada saat pengujian parameter *rescaling* sebelumnya.

Tabel 4 Hasil pengujian pengaruh kompresi citra terhadap akurasi

Dimensi Citra	Besar Kompresi	Akurasi	Waktu Proses (s)
512 × 512	25%	92%	90.89
	50%	89%	83.97
	75%	81%	70.39
Rata-rata waktu proses			81.75

Berdasarkan Tabel 4 diketahui hasil akurasi terbaik dari pengujian kompresi pada citra memiliki nilai akurasi yang berbeda dari hasil pengujian sebelumnya. Nilai akurasi tertinggi terdapat pada saat kompresi citra sebesar 25% dengan tingkat akurasi sebesar 93% dan akurasi terendah pada saat citra dikompresi sebanyak 75% dengan tingkat akurasi sebesar 89%, dari percobaan kompresi citra dapat disimpulkan bahwa kompresi pada citra mempengaruhi akurasi pada sistem, dibuktikan oleh terjadinya penurunan tingkat akurasi sistem.

5. Pengujian pengaruh *noise* terhadap akurasi

Berikut Tabel 5 merupakan hasil dari pengujian pengaruh *noise* terhadap akurasi sistem. Dengan menggunakan sebuah citra uji berdimensi 512x512 piksel menggunakan parameter *Bayes Prior* dengan posisi kamera berada pada *dashboard* sesuai dengan hasil terbaik yang telah di dapatkan pada pengujian kompresi citra yaitu sebesar 93%. *Noise* yang digunakan yaitu *Gaussian*, *Salt & pepper*, *Speckle* dan *Poisson*, guna mencari variansi maksimal dan batas minimum pada gambar.

Tabel 5 Hasil pengujian pengaruh *noise*

Jenis <i>Noise</i>	Variansi	SNR	PSNR	Akurasi
<i>Gaussian</i>	10 ⁻⁴	15.1801	20.79	Benar
	10 ⁻³	15.1517	20.70	Benar
	10 ⁻²	15.1001	20.67	Benar
	10 ⁻¹	12.1458	17.76	Salah
<i>Salt and Pepper</i>	10 ⁻⁴	39.4918	45.10	Benar
	10 ⁻³	28.6786	34.29	Benar
	10 ⁻²	18.8003	24.41	Benar
	10 ⁻¹	8.8325	14.44	Benar
<i>Speckle</i>	10 ⁰	4.4422	-1.17	Salah
	10 ⁻⁴	40.1523	45.76	Benar
	10 ⁻³	30.7012	36.31	Benar
	10 ⁻²	21.1178	26.73	Benar
	10 ⁻¹	11.5994	17.21	Benar
<i>Poisson</i>	10 ⁰	3.8668	9.48	Salah
		22.9312	28.54	Benar

Berdasarkan Tabel 5 telah di dapatkan variansi maksimal untuk setiap *noise* yang ada, variansi maksimal yang telah di dapatkan akan digunakan untuk mencari batas maksimal pada setiap *noise*. Variansi maksimal pada *noise Gaussian* adalah 10^0 . Variansi maksimal yang terdapat pada *noise Salt and Pepper* adalah 10^{-1} . Variansi maksimal yang terdapat pada *noise Speckle* adalah 10^{-1} . Pada *noise Poisson* langsung mendapatkan batas minimum karena tidak terdapat parameter yang dapat di tambahkan.

5.1 Pengujian batas minimum *noise Gaussian*

Tabel 5.1 dibawah ini merupakan hasil dari mencari batas minimum menggunakan *noise Gaussian*, dengan variansi maksimal yang digunakan adalah 10^0 dengan nilai SNR 6.7276 dan nilai PSNR 12.3420. Maka setelah itu dilakukan percobaan untuk mencari batas minimum pada *noise Gaussian* dengan menggunakan pengali 10^0 .

Tabel 5.1 Batas Minimum *Noise Gaussian*

<i>Noise</i>	Variansi Maksimal	SNR	PSNR	Akurasi
<i>Gaussian</i>	2×10^{-2}	15.1786	20.42	Benar
	3×10^{-2}	15.0071	20.25	Benar
	6×10^{-2}	14.0982	19.34	Benar
	7×10^{-2}	-13.7253	18.96	Salah

Berdasarkan Tabel 4.6 batas minimum *noise Gaussian* berada pada variansi maksimal 8×10^0 dengan nilai PSNR 5.1413.

5.2 Pengujian batas minimum *noise Salt and Pepper*

Tabel 5.2 dibawah ini merupakan hasil dari mencari batas minimum menggunakan *noise Salt and Pepper*. Dengan variansi maksimal yang digunakan adalah 10^{-1} dengan nilai SNR 8.8325 dan nilai PSNR 14.4469. Maka setelah itu dilakukan percobaan untuk mencari batas minimum pada *noise Salt and Pepper* dengan menggunakan pengali 10^{-1} .

Tabel 5.2 Batas minimum *noise Salt and Pepper*

<i>Noise</i>	Variansi Maksimal	SNR	PSNR	Akurasi
<i>Salt and Pepper</i>	2×10^{-1}	5.7957	11.41	Benar
	3×10^{-1}	4.0522	9.66	Benar
	7×10^{-1}	0.3779	5.99	Benar
	8×10^{-1}	-0.2015	5.41	Salah

Berdasarkan Tabel 4.7 batas minimum *noise Salt and Pepper* berada pada variansi maksimal 7×10^{-1} dengan nilai PSNR 5.9923.

5.3 Pengujian batas minimum *noise Speckle*

Tabel 5.3 merupakan hasil dari mencari batas minimum menggunakan *noise Speckle*. Dengan variansi maksimal yang digunakan adalah 10^{-1} dengan nilai SNR 11.5994 dan nilai PSNR 17.2138. Maka selanjutnya dilakukan percobaan untuk mencari batas minimum dengan menggunakan pengali 10^{-1}

Tabel 5.3 Batas minimum *noise Speckle*

<i>Noise</i>	Variansi Maksimal	SNR	PSNR	Akurasi
<i>Speckle</i>	1×10^{-1}	11.5594	17.2138	Benar
	2×10^{-1}	8.7750	14.3894	Salah
	3×10^{-1}	7.1261	12.7405	Salah

Berdasarkan Tabel 4.7 batas minimum *noise Speckle* berada pada variansi maksimal 1×10^{-1} dengan nilai PSNR 17.2138.

Kesimpulan:

Dari pengujian dan analisi sistem yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Ekstraksi ciri pada sistem pengenalan ekspresi pada raut wajah pada keselamatan berkendara menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) to PCA mendapatkan hasil akurasi sebesar 100% pada kedua posisi kamera baik pada *dashboard* dan *mirror*.

2. Sistem pengenalan ekspresi pada raut wajah pada keselamatan berkendara menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dengan parameter *eigenface* sebagai ekstraksi fitur dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) menggunakan parameter *Bayes Prior* dengan ukuran citra sebesar 128×82 piksel dapat menghasilkan tingkat akurasi tertinggi yaitu 97%.
3. Pengujian *rescaling* citra menggunakan parameter jarak *Bayes Prior* mendapatkan nilai akurasi terbaik pada saat kamera berada pada *dashboard* dengan dimensi 512×512 sebesar 94%.
4. Pengujian kompresi pada citra berdimensi 512×512 memiliki nilai akurasi yang berbeda pada saat sebelum dan sesudah dilakukannya kompresi citra. Nilai akurasi tertinggi terjadi pada saat kompresi citra sebesar 25% dengan tingkat akurasi 93% dan akurasi terendah pada saat kompresi citra sebesar 75% dengan tingkat akurasi sebesar 89%.
5. *Noise* dapat mempengaruhi tingkat identifikasi wajah pada citra. Sistem pengenalan ekspresi pada raut wajah ini memiliki batas minimum pada masing-masing *noise Gaussian, Salt and Pepper, Speckle dan Poisson* yang akan mempengaruhi nilai PSNR pada setiap citra yang telah di berikan *noise*. Nilai PSNR terbaik pada saat *noise Poisson* dengan nilai 28.5456, karena *noise* tersebut tidak memiliki variansi yang dapat diubah.

Daftar Pustaka:

- [1] R. Manoharan., S. Chandrakala., & W. Khan. (2016). Drive Safe : An Intelligent System for Monitoring Stress and Pain from Drivers ' Facial Expressions. *International Journal of Latest Technology in Engineering, Management & Applied Science (IJLTEMAS)*, V(X), 46–51. Retrieved from <http://www.ijltemas.in/DigitalLibrary/Vol.5Issue10/46-51.pdf>
- [2] A. S. Abdul Kadir, *Pengolahan Citra Digital (Teori dan Aplikasi)*, January 2013. Yogyakarta : Andi, 2013.
- [3] M.H. Yang., D. Kriegman., N. Ahuja. 2002. Detecting Faces in Images: A Survey , *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no1
- [4] R. Spencer, "Department of the Navy Mission, Vision, and Priorities," *IEEE Int. Conf. Image Process.*, pp. 1–2, 2017.
- [5] A. P. Gosavi and S. R. Khot, "Emotion recognition using Principal Component Analysis with Singular Value Decomposition," 2014 Int. Conf. Electron. Commun. Syst. ICECS 2014, 2014.
- [6] S. L. Happy and A. Routray, "Automatic facial expression recognition using features of salient facial patches," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–12, 2015.
- [7]https://kominfo.go.id/index.php/content/detail/10368/rata-rata-tiga-orang-meninggal-setiap-jam-akibat-kecelakaan-jalan/0/artikel_gpr