

# DETEKSI KANTUK PADA PENGEMUDI BERDASARKAN PENGINDERAAN WAJAH MENGGUNAKAN PCA DAN SVM

## Metodelogi Penelitian



Disusun Oleh :

Nama : Yohanes Dimas Pratama

NIM : A11.2021.13849

Program Studi : Teknik Informatika

FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO  
SEMARANG

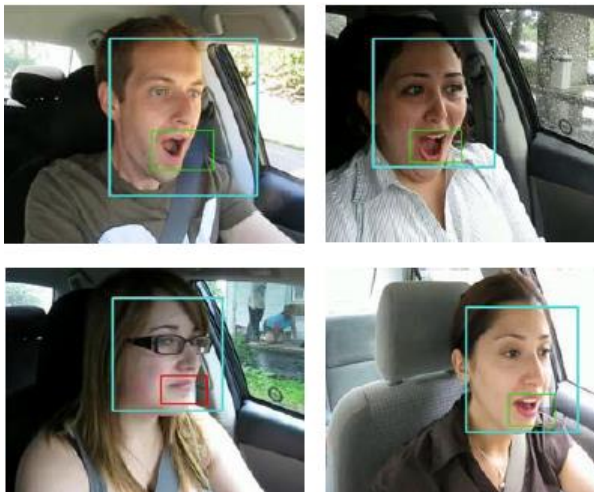
## BAB I – PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Rasa kantuk merupakan salah satu faktor yang signifikan dalam menurunkan konsentrasi pengemudi, terutama saat berkendara di jalanan yang padat dan macet. Banyak pengemudi yang memilih untuk mengabaikan rasa kantuk dan tetap melanjutkan perjalanan, meskipun tindakan ini dapat membahayakan keselamatan mereka. Dalam beberapa tahun terakhir, konsentrasi yang berkurang saat mengemudi telah menjadi salah satu penyebab utama terjadinya banyak kecelakaan lalu lintas.

Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini mengusulkan deteksi kantuk melalui analisis ekspresi wajah pengemudi sebagai langkah pencegahan kecelakaan. Berbagai metode telah digunakan dalam sistem pengenalan ekspresi wajah. Misalnya, Siddiqi, dkk. (2015) melokalisasi ekspresi wajah menggunakan metode Stepwise Linear Discriminant Analysis dan Hidden Conditional Random Field dengan akurasi 96,37%, namun masih memiliki keterbatasan karena hanya menggunakan enam citra wajah dan belum direalisasikan dalam lingkungan nyata. Qayyum, dkk. (2017) menggunakan Stationary Wavelet Transform untuk ekstraksi ciri dan Neural Network untuk klasifikasi dengan akurasi 94,28%. Azmi, dkk. menggunakan metode Local Gabor Binary Pattern untuk ekstraksi ciri dan metode K-Nearest Neighbors dengan akurasi 96,25%, namun hanya mendeteksi ekspresi marah, sedih, menjiikan, bahagia, terkejut, takut, dan netral, tanpa mendeteksi ekspresi kantuk.

Penelitian lainnya menunjukkan berbagai pendekatan dalam mendeteksi ekspresi wajah. Kumari, dkk. menggunakan metode LBP, Local Gradient Code, dan Local Directional Pattern dengan klasifikasi K-Nearest Neighbor pada dataset JAFFE dengan tingkat pengenalan 88,26%. Chao, dkk. menggunakan metode Specific Expression LP dan SVM dengan akurasi 94,88%. Carcagni, dkk. menggunakan metode HOG dan SVM dengan akurasi 72,2%. Hasani, dkk. menggabungkan metode LBP, HOG, dan Histogram of Optical Flow dengan klasifikasi SVM. Ghimere, dkk. menggunakan metode LBP dan SVM dengan akurasi 97,75%. Lopes, dkk. mengusulkan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan akurasi 96,76%. Zeng, dkk. membandingkan HOG dan LBP dengan Deep Sparse Autoencoders mencapai akurasi 95,79%. Farooq, dkk. menggunakan PCA dan ICA untuk ekstraksi ciri dan Self Organizing Maps untuk klasifikasi dengan akurasi 96,55%. De, dkk. menggunakan metode PCA untuk mendeteksi ekspresi wajah mencapai rata-rata recognition rate 85,38%. Zhang, dkk. menambahkan deteksi ekspresi menguap menggunakan metode SIFT dan Deep Neural Network (DNN) dengan rata-rata recognition rate 85,52%.



Gambar 1. Dataset YawDD

Dari berbagai penelitian tersebut, deteksi ekspresi wajah yang secara khusus ditujukan untuk keamanan berkendara belum banyak dilakukan. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan sistem deteksi kantuk berdasarkan ekspresi menguap pada pengemudi. Tujuannya adalah untuk membangun sistem otomatis deteksi kantuk pada pengemudi sebagai tindakan preventif dalam mencegah kecelakaan akibat mengantuk saat berkendara. Dalam penelitian ini, citra wajah diambil dari dua posisi, yaitu kamera pada posisi dashboard dan kamera pada posisi mirror depan. Metode PCA digunakan untuk ekstraksi ciri dengan pendekatan nilai eigen, sementara metode SVM digunakan untuk klasifikasi karena memiliki rata-rata tingkat akurasi yang tinggi.

## 1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana menerapkan metode Principal Component Analysis (PCA) untuk ekstraksi fitur dari citra wajah pengemudi?
2. Bagaimana menggunakan Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan kondisi kantuk berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi?
3. Seberapa efektif kombinasi PCA dan SVM dalam mendeteksi kantuk pada wajah pengemudi secara real-time?

## 1.3 Batasan Masalah

1. Sistem deteksi kantuk hanya akan fokus pada analisis citra wajah dan tidak mempertimbangkan data fisiologis lain seperti detak jantung atau gelombang otak.
2. Pengujian sistem dilakukan dalam lingkungan yang terkendali dan tidak mencakup berbagai kondisi cuaca atau pencahayaan ekstrem.
3. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada citra wajah pengemudi dalam posisi duduk di kursi pengemudi kendaraan.
4. Sistem ini dirancang untuk mendeteksi kantuk secara real-time, tetapi tidak mencakup tindakan pencegahan atau intervensi setelah kantuk terdeteksi.

## 1.4 Tujuan Penelitian

1. Mengembangkan sistem yang mampu mendeteksi kantuk pada pengemudi secara real-time berdasarkan analisis citra wajah.
2. Menerapkan metode PCA untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra wajah pengemudi.
3. Menggunakan SVM sebagai pengklasifikasi untuk mendeteksi kondisi kantuk berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi.
4. Mengevaluasi keefektifan kombinasi metode PCA dan SVM dalam mendeteksi kantuk pada pengemudi dibandingkan dengan metode lain yang telah ada.

## 1.5 Manfaat Penelitian

1. Keselamatan Lalu Lintas  
Meningkatkan keselamatan di jalan raya dengan menyediakan sistem yang dapat mendeteksi kantuk pada pengemudi secara dini, sehingga dapat mencegah kecelakaan.
2. Pengembangan Teknologi  
Memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi deteksi kantuk berbasis visi komputer dan machine learning, yang dapat digunakan dalam berbagai aplikasi lain.
3. Efisiensi Energi

Membantu dalam mengembangkan kendaraan otonom yang lebih aman dan efisien dengan kemampuan untuk memonitor kondisi pengemudi.

4. Referensi Penelitian

Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam bidang deteksi kantuk, pengolahan citra, dan penerapan machine learning dalam keselamatan transportasi.

## BAB 2 – TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Penelitian Terkait

Dalam bagian ini, akan dibahas beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan deteksi kantuk pada pengemudi menggunakan berbagai pendekatan. Fokus utama akan diberikan pada metode penginderaan wajah, yang melibatkan analisis ekspresi dan karakteristik wajah untuk mengidentifikasi tanda-tanda kantuk. Selain itu, akan dibahas penggunaan teknik Principal Component Analysis (PCA) untuk ekstraksi fitur dari citra wajah, yang memungkinkan reduksi dimensi data tanpa kehilangan informasi penting.

Terakhir, penelitian yang menerapkan Support Vector Machine (SVM) sebagai pengklasifikasi untuk membedakan antara kondisi kantuk dan tidak kantuk juga akan diulas secara mendalam. Melalui tinjauan ini, akan diidentifikasi kelebihan, kekurangan, serta potensi kombinasi dari metode-metode tersebut dalam menghasilkan sistem deteksi kantuk yang efektif dan efisien.

#### 2.1.1 Pengenalan Citra Wajah Sebagai Identifier Menggunakan Metode

##### Principal Component Analysis (PCA)

Penelitian ini membahas tentang pengenalan citra wajah sebagai sistem identifikasi pribadi dengan memanfaatkan metode Principal Component Analysis (PCA). Metode ini melibatkan proses deteksi, ekstraksi, dan pengenalan wajah, yang merupakan tahapan penting dalam pengembangan aplikasi sistem biometrika berbasis pengenalan citra wajah. Dalam penelitian ini, dilakukan pengolahan citra digital dengan pendekatan algoritmik untuk menghasilkan representasi yang akurat. Salah satu teknik yang digunakan adalah Euclidean Distance, yang membantu mencari selisih terkecil antara eigenface training image dalam database dengan eigen test image.

Komponen database citra wajah terdiri dari citra wajah 6 individu dengan variasi pose, yang digunakan dalam pengujian sistem pengenalan wajah dengan metode PCA. Selain itu, penelitian ini juga mencakup pengolahan citra untuk menonjolkan ciri tertentu dan mengurangi derau, serta pembahasan tentang sistem biometrika sebagai teknologi pengenalan diri menggunakan bagian tubuh atau perilaku manusia. Reduksi dimensi data juga dilakukan untuk mengurangi redundansi dan menemukan variabel fitur yang menjelaskan data. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan sistem pengenalan citra wajah yang efektif dan akurat.

#### 2.1.2 Pengenalan Ekspresi Pada Raut Wajah Pada Keselamatan Berkendara Menggunakan Principal Component Analysis (PCA) Dan Linear Discriminant Analysis (LDA)

Penelitian ini secara khusus menguji sistem pengenalan ekspresi raut wajah pengemudi untuk meningkatkan keselamatan berkendara. Berbagai pengujian dilakukan untuk mengevaluasi pengaruh rescaling citra, kompresi citra, dan noise terhadap akurasi sistem. Hasil pengujian menunjukkan bahwa rescaling citra dengan dimensi 512x512 piksel memberikan akurasi tertinggi sebesar 94%, sementara kompresi citra sebesar 25% memberikan akurasi tertinggi sebesar 93%. Selain itu, pengujian pengaruh noise menunjukkan bahwa jenis noise tertentu dapat mempengaruhi akurasi sistem, dengan nilai PSNR terbaik pada noise Poisson.

Selain itu, pengujian parameter distance pada LDA menunjukkan bahwa parameter Bayes Prior memberikan akurasi tertinggi pada posisi dashboard. Secara keseluruhan, sistem pengenalan

ekspresi raut wajah menggunakan PCA dengan parameter eigenface dan LDA dengan parameter Bayes Prior mencapai tingkat akurasi tertinggi sebesar 97%. Dengan demikian, penelitian ini memberikan wawasan yang berharga dalam pengembangan sistem pengenalan ekspresi wajah untuk meningkatkan keselamatan berkendara.

### 2.1.3 Deteksi Kantuk Melalui Citra Wajah Menggunakan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) dan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi kantuk melalui citra wajah dengan menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan klasifikasi Support Vector Machine (SVM). Dalam upaya mencegah kecelakaan di jalan raya akibat pengemudi yang mengantuk, teknologi deteksi kantuk menjadi fokus utama. Metode deteksi ini melibatkan serangkaian langkah, mulai dari face detection, deteksi mata dan mulut, konversi ruang warna dari RGB ke grayscale, ekstraksi ciri, hingga klasifikasi keadaan mata dan mulut. Penelitian ini juga merujuk pada penelitian terdahulu yang menggunakan filter Gabor, data citra mata biner, dan SVM dengan GLCM untuk deteksi kantuk.

Hasil penelitian menyoroti pentingnya parameter pengujian seperti akurasi dan waktu komputasi dalam meningkatkan performa sistem deteksi. Dengan meningkatnya akurasi, sistem deteksi dapat menjadi lebih dapat diandalkan dalam mencegah kecelakaan akibat pengemudi yang mengantuk. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan teknologi deteksi kantuk yang dapat diterapkan pada pengendara mobil, dengan harapan dapat meningkatkan keselamatan dan mengurangi angka kecelakaan di jalan raya.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

Topik Penelitian	Permasalahan	Data Set	Metode	Hasil
Pengenalan Citra Wajah Sebagai Identifier Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA)	Permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini adalah pengenalan citra wajah menggunakan metode Principal Component Analysis (PCA). PCA digunakan untuk mengambil ciri-ciri penting dari sekumpulan data set, yang diperoleh dari ekstraksi fitur dari setiap citra wajah yang digunakan sebagai identifier. Salah satu permasalahan	Dataset yang digunakan terdiri dari citra wajah 6 individu dengan variasi pose untuk database training, dan setiap sampel dalam database testing berisi 30 citra wajah dari 6 individu dengan kondisi yang berbeda-beda dalam hal pose, ekspresi, dan pencahayaan. Citra-citra ini berukuran 180 x 200 pixel dan telah dikonversi dari format RGB menjadi	Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Principal Component Analysis (PCA) untuk pengenalan citra wajah. Proses pengenalan wajah dengan metode PCA terdiri dari tiga tahapan utama, yaitu deteksi, ekstraksi, dan pengenalan wajah. Tahap pengenalan merupakan tahap paling penting dari sistem pengenalan wajah	Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa pengenalan citra wajah menggunakan metode PCA cukup berhasil, di mana sekitar 24 dari 30 data uji wajah berhasil dikenali. Namun, terdapat 6 data wajah yang tidak dapat dikenali. Tingkat akurasi sistem pengenalan wajah dengan metode PCA mencapai 80%

	yang dihadapi adalah kualitas pengenalan wajah PCA dipengaruhi oleh kondisi citra itu sendiri, seperti perubahan pose wajah, perubahan pencahayaan, dan perubahan latar belakang. Jika citra yang digunakan sebagai training set maupun citra uji memiliki intensitas cahaya yang berbeda atau tidak berada pada posisi yang sama dengan citra training set, maka proses pengenalan belum tentu memberikan hasil yang akurat.	grayscale. Pada saat pelatihan dilakukan penyamaan intensitas warna agar setiap citra memiliki kondisi yang sama.	ini karena dari sinilah tingkat keakuratan sistem dapat diketahui. Proses pengujian dilakukan dengan memberikan wajah uji yang memiliki variasi pose yang berbeda dari data training, dan dilakukan pengujian dari semua individu yang ada pada data testing.	dari 30 data citra uji, menunjukkan kinerja yang cukup baik. Namun, perlu diperhatikan bahwa penggunaan database citra latih dapat mempengaruhi waktu komputasi, di mana semakin besar database maka akan semakin lama PCA melakukan pengenalan.
Pengenalan Ekspresi Pada Raut Wajah Pada Keselamatan Berkendara Menggunakan Principal Component Analysis (PCA) Dan Linear Discriminant Analysis (LDA)	Permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini adalah meningkatkan keselamatan berkendara dengan mendeteksi ekspresi wajah pengemudi, khususnya dalam mengidentifikasi apakah pengemudi sedang mengantuk atau tidak. Kondisi mengantuk saat berkendara dapat meningkatkan risiko kecelakaan, oleh karena itu,	Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari Yawning Detection Dataset (YawDD). Dataset ini berisi citra wajah pengemudi yang digunakan untuk melatih dan menguji sistem pengenalan ekspresi wajah. Penggunaan dataset yang tepat dan representatif sangat penting dalam membangun sistem	Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua tahap utama. Pertama, metode ekstraksi ciri menggunakan Principal Component Analysis (PCA). PCA digunakan untuk mereduksi informasi pada data wajah pengemudi tanpa menghilangkan informasi penting, sehingga meningkatkan kinerja sistem. Kedua, metode klasifikasi	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mendeteksi ekspresi wajah pengemudi dengan tingkat akurasi sebesar 97%. Penggunaan metode PCA untuk ekstraksi fitur dan LDA untuk klasifikasi memberikan hasil yang baik dalam mengenali ekspresi wajah. Selain itu, pengujian parameter

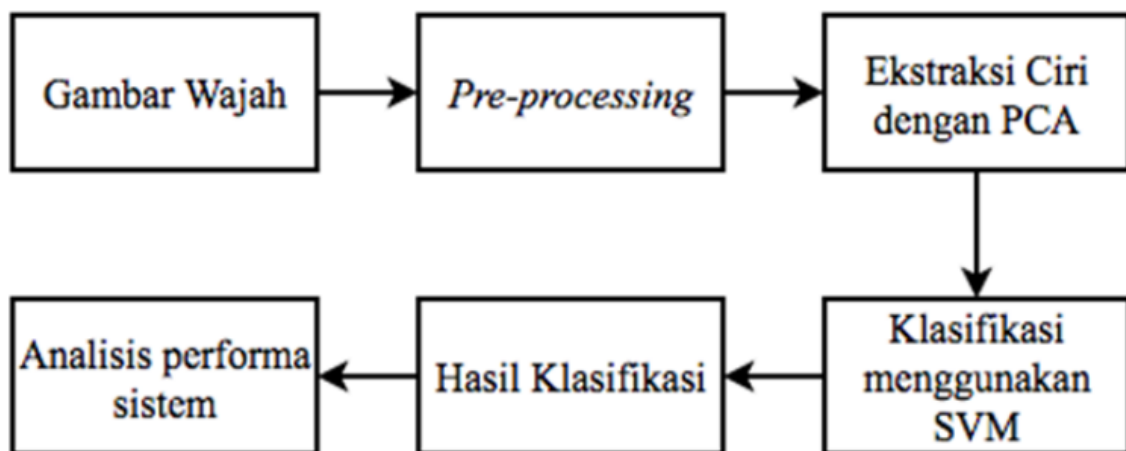
	<p>sistem pengenalan ekspresi wajah yang akurat dapat membantu dalam memberikan respons yang tepat untuk mencegah kecelakaan.</p>	<p>pengenalan yang handal dan akurat.</p>	<p>menggunakan Linear Discriminant Analysis (LDA). LDA digunakan untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah pengemudi ke dalam dua jenis, yaitu ekspresi mengantuk dan tidak mengantuk. Parameter jarak yang digunakan adalah Bayes Prior dan Euclidean Distance.</p>	<p>distance pada LDA menunjukkan akurasi tertinggi saat menggunakan Bayes Prior, yaitu 97% pada dashboard dan 76% pada mirror. Pengujian parameter rescaling citra juga dilakukan untuk mengetahui pengaruh ukuran piksel pada citra, dengan hasil yang akan mempengaruhi performansi sistem secara keseluruhan.</p>
<p>Deteksi Kantuk Melalui Citra Wajah Menggunakan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) dan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)</p>	<p>Dalam penelitian deteksi kantuk melalui citra wajah menggunakan GLCM dan SVM, terdapat beberapa permasalahan yang dihadapi. Salah satunya adalah keakuratan deteksi yang dipengaruhi oleh efek cahaya dan posisi pengemudi, sehingga nilai threshold yang digunakan belum adaptif. Selain itu, sistem deteksi juga harus mampu mengatasi variasi kondisi pencahayaan dan posisi pengemudi</p>	<p>Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah video pengendara dengan format.mp4 dan resolusi 1920 × 1080 piksel. Data masukan diambil per frame untuk diproses, dan sebelum masuk ke tahap proses, dilakukan resizing pada frame-frame yang masuk. Dataset ini penting untuk melatih model deteksi kantuk agar dapat mengenali pola kantuk pada citra wajah dengan baik.</p>	<p>Metode yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan pengolahan citra wajah dalam lima tahapan, yaitu face detection, eyes, dan mouth detection, konversi ruang warna dari RGB ke grayscale, ekstraksi ciri, serta klasifikasi keadaan mata dan mulut. Ekstraksi ciri dilakukan menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk mengenali tekstur citra dengan lebih baik. Selain itu, klasifikasi dilakukan</p>	<p>Hasil dari penelitian ini diharapkan mampu memberikan sistem deteksi kantuk yang dapat diterapkan pada pengendara mobil dengan baik. Sistem ini diharapkan mampu mengurangi tingkat kecelakaan akibat pengemudi yang mengantuk dengan memberikan alarm ketika kantuk terdeteksi. Dengan akurasi yang tinggi dan waktu komputasi yang efisien,</p>



	untuk memberikan hasil deteksi yang konsisten dan dapat diandalkan.		menggunakan Support Vector Machine (SVM) yang dipilih karena memiliki performansi yang baik dalam klasifikasi data dan mampu mengurangi waktu pemrosesan citra.	
--	---	--	---	--

## 2.2 Material dan Metode

Sistem ini dirancang untuk mengenali ekspresi wajah dari suatu citra wajah menggunakan metode PCA dengan metode klasifikasi SVM. Sistem ini menggunakan dataset dari Yawning Detection Dataset (YawDD) [14]. YawDD merupakan sebuah dataset yang berisi dua set data video pengemudi yaitu pada posisi kamera berapa pada mirror dan posisi kamera berapa pada dashboard dengan berbagai karakteristik wajah, yang akan digunakan untuk pengujian algoritma dan model untuk sebagian besar deteksi menguap. Gambar 1 merupakan contoh gambar wajah yang digunakan pada studi ini. Setiap orang memiliki tiga atau empat video dan setiap video berisi kondisi mulut yang berbeda seperti normal dan menguap. Dataset ini menyediakan 322 video yang terdiri dari driver pria dan wanita [17]. Secara umum terdapat beberapa tahap proses dalam usulan sistem ini sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Sistem Deteksi Ekspresi Wajah

Sinyal masukan merupakan citra wajah dari dataset YawDD yang akan dilanjutkan dengan pre-processing. Proses ini meliputi proses cropping, resize, dan kompresi. Proses pre-processing selanjutnya adalah mengubah citra hasil akuisisi menjadi citra grayscale. Citra keabuan tadi akan menjadi masukan untuk proses ekstraksi ciri menggunakan PCA, bagian wajah yang dilokalisasi oleh PCA disini adalah bagian mulut. Selanjutnya, hasil ekstraksi ciri berupa vector ciri akan diklasifikasikan menggunakan metode SVM. Pada penelitian ini, sistem yang dirancang terdiri dari dua proses yaitu training dan testing. Pada proses pelatihan data atau training, sistem menerima data yang kemudian akan disimpan dan dijadikan sebuah database. Pada proses pengujian, sistem akan menerima sebuah data dan melakukan proses teknik pengenalan ekspresi yang kemudian mengeluarkan sebuah teks berdasarkan ekspresi wajah yang terdapat pada citra uji.

### 2.2.1 Metode PCA

PCA merupakan sebuah teknik yang digunakan untuk menganalisa data dalam sebuah data. Metode PCA sering digunakan dalam pengenalan wajah, prediksi, dan lain-lain [18]. Metode ini berfokus untuk mereduksi data [19]. PCA akan mencari pola dan mengambil ciri dari data citra yang berdimensi tinggi dari sebuah dataset latih yang kemudian direduksi dari citra yang berdimensi tinggi menjadi citra berdimensi rendah [20]. Eigenface merupakan sebuah metode yang biasa digunakan untuk sistem pengenalan wajah. Metode eigenface merupakan komponen utama PCA untuk training awal pada dataset citra wajah. Setiap citra wajah dapat dilihat sebagai sejumlah vektor ( $N$ ) berdasarkan lebar dan tingginya ( $N = w \times h$  piksel). Citra wajah direpresentasikan sebagai vektor kolom  $N$  dimensi atau matriks  $N \times 1$ .

Tahapan yang dilakukan dalam proses PCA Eigenface adalah sebagai berikut [21]:

1. Citra wajah dengan ukuran dan format yang sama. Kumpulan dari citra wajah training set sebanyak  $M$  citra wajah dengan lebar dan tinggi berturut-turut  $w$  dan  $h$ . Maing-masing citra wajah training set direpresentasikan sebagai vektor baris dimensi  $N$ , dimana  $N = w \times h$ . sekumpulan citra wajah dalam training set dapat dituliskan sebagai  $T_i = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_M\}$ , dimana setiap  $T_i$  adalah vektor dari dimensi  $N$  dan  $M$  adalah jumlah citra wajah dalam training set.
2. Average face adalah rata-rata piksel dari semua citra training yang ditunjukkan pada Persamaan 1 dan hasil matriksnya pada Persamaan 1, dimana  $m$  adalah jumlah citra pelatihan dengan indeks  $i$ .

$$\Psi = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \Gamma_i, \quad (1)$$

Keterangan:

$\Psi$  = matrik rata-rata

$m$  = jumlah sampel citra pelatihan

$$\Psi = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_N \end{bmatrix} \quad (2)$$

dengan mencari selisih rata-rata citra wajah (average face) terhadap masing-masing citra wajah dalam training set, didapat vektor selisih  $\{\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \dots, \Phi_M\}$ .

$$\Phi_i = T_i - \Psi \quad (3)$$

Kovarian antara dua dataset menunjukkan seberapa dekat keduanya berhubungan satu sama lain. Dalam hal ini kovarian matrik  $C$  merepresentasikan hubungan antara 2 matrik dan varian yang terdapat dalam dataset.

$$C = A \times A^T \quad (4)$$

Dalam hal ini  $A^T$  adalah matrik transpose dari matrik  $A$ , dimana  $A$  adalah selisih dari masing-masing citra wajah training set dengan rata-rata dari citra wajah (average face).

3. Mencari vektor dan nilai eigen dari matrik kovarian  $C$ .

$$Eig\_f = A^T \times eig\_vector$$

dimana  $ev$  adalah vektor eigen dan  $eval$  adalah nilai eigen. Kemudian vektor dikalikan dengan matriks  $AT$  sehingga didapatkan eigenface dari citra referensi, tahap selanjutnya ialah tahap pengenalan dengan menggunakan klasifikasi.

### 2.2.2 Metode SVM

SVM adalah sebuah metode linier yang digunakan pada feature space berdimensi tinggi [22]. SVM banyak digunakan sebagai metode untuk mengklasifikasikan 2 buah kelas karena metode ini memiliki konsep dengan tujuan untuk menemukan hyperplane terbaik sehingga metode ini lebih efisien untuk dijadikan sebagai classifier [23], [24]. Dalam kasus pemisahan dua data, data dapat dengan mudah dipisahkan oleh satu garis dengan persamaan  $y = ax + b$ . Maka apabila data yang ingin dipisahkan lebih dari dua, kita dapat menggunakan hyperplane. Konsep dari hyperplane itu sendiri adalah dengan memisahkan  $x$  dengan  $x_1$  dan  $y$  sebagai  $x_2$ , maka kita akan dapatkan:

$$ax_1 - x_2 + b = 0$$

dimana  $w$  adalah bobot vektor dan  $b$  adalah bias. Jika  $a = 1$  dan  $w = (a - 1)$ , maka Persamaan (6) menjadi persamaan untuk hyperplane sebagai berikut:

$$x.w + b = 0$$

Garis solid biru pada Gambar 3 merupakan hyperplane [25], yaitu garis pembatas antara kelas pertama dan kelas kedua. Hyperplane dapat digunakan untuk membuat prediksi sejumlah data atau kelas ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) dengan fungsi hipotesa pada persamaan berikut [26]:

$$x_i.w + b \geq +1 \quad \text{for } y_i = +1$$

$$x_i.w + b < -1 \quad \text{for } y_i = -1$$

Algoritma SVM menggunakan sekumpulan fungsi matematika yang disebut sebagai kernel. Fungsi kernel merupakan suatu transformasi, yang mentransformasikan suatu data masukan menjadi bentuk yang diperlukan. Adapun jenis kernel pada algoritma SVM adalah kernel linier, kernel polynomial, kernel RBF (Radial Basis Function), dan Laplacian RBF. Kernel yang digunakan pada penelitian ini adalah kernel polinomial, yang ditentukan dengan Persamaan 9 berikut dimana  $b$  adalah derajat polinomial.

$$K(X1, X2) = \left\{ a + (X_1)^T \cdot (X_2)^T \right\}^b$$