

# Kajian Pengenalan Ekspresi Wajah menggunakan Metode PCA dan CNN

**Dwi Lydia Zuharah Astuti**

*Magister Teknik Informatika*

*Fakultas Ilmu Komputer*

Universitas Sriwijaya, Indonesia

[dwizohra@gmail.com](mailto:dwizohra@gmail.com)

**Samsuryadi**

*Teknik Informatika*

*Fakultas Ilmu Komputer*

Universitas Sriwijaya, Indonesia

[samsuryadi@gmail.com](mailto:samsuryadi@gmail.com)

**Abstrak**—Pengenalan ekspresi wajah secara cepat menjadi bagian penting dalam sistem komputer dan interaksi antar manusia dan komputer karena cara yang paling ekspresif dalam menunjukkan emosi sebagai manusia adalah melalui ekspresi wajah. Dalam kajian ini, pengenalan ekspresi wajah dipelajari melalui beberapa aspek yang berhubungan dengan wajah itu sendiri. Ketika ekspresi wajah berubah, lekukan pada wajah seperti alis, hidung, bibir dan mulut akan otomatis berubah. Dalam kajian ini, akan dibahas mengenai sistem pengenalan ekspresi wajah secara realtime menggunakan metode PCA dan CNN. Dimana metode PCA yang akan digunakan untuk mengekstraksi fitur adalah metode Eigenfaces sedangkan untuk pengklasifikasian akan menggunakan metode CNN

**Kata Kunci**—Pengenalan Ekspresi Wajah, Pengenalan Wajah, PCA, CNN, Metode Eigenfaces

## I. PENDAHULUAN

Sistem pengenalan wajah secara umum dibagi menjadi dua tahap yaitu sistem deteksi wajah yang merupakan tahap awal (*pre-processing*) dan dilanjutkan dengan sistem pengenalan wajah (*face recognition*)[1]. Pendeteksi fitur wajah seperti mata dan mulut adalah isu penting dalam memproses citra wajah (*facial image*) yang akan digunakan untuk banyak area penelitian seperti pendeteksi emosi dan identifikasi wajah[2]. Pendeteksian fitur wajah ini pada akhirnya dapat digunakan sebagai input untuk fungsi lain seperti pendeteksian ekspresi wajah.

Sistem pengenalan wajah sama dengan sistem biometric lainnya. Ide dibalik sistem pengenalan wajah adalah kenyataan bahwa setiap individu mempunyai wajah yang unik atau berbeda-beda. Sama halnya dengan sidik jari, wajah setiap individu mempunyai beberapa struktur dan fitur yang unik bagi masing-masing individu tersebut. Sistem pengenalan wajah otomatis berdasarkan simetris wajah.

Otentifikasi wajah dan identifikasi wajah merupakan masalah yang menantang. Fakta pada penelitian dan berita baru-baru ini ada banyak

tayangan iklan, militer dan kelembagaan, yang membuat sistem pengenalan wajah menjadi subjek yang semakin populer. Yang dapat diandalkan, karena sistem pengenalan wajah lebih akurat, presisi dan aman. Tantangan pada siste pengenalan wajah adalah : (1) titik skala dan pergeseran pada wajah (2) Perbedaan pada paras wajah (seperti segi wajah, pose wajah, model rambut, makeup, kumis, jenggot, dan lain-lain) (3) pencahayaan (4) usia.

Ekspresi dengan kata lain mimik wajah merupakan bentuk komunikasi nonverbal yang terdiri dari satu atau lebih gerakan atau posisi otot pada wajah serta dapat mengungkapkan keadaan emosi individu kepada individu yang sedang mengamatinya. Ekspresi wajah dapat mengungkapkan isi hati pada diri individu. Sebagai contoh, mengernyitkan alis mata menunjukkan kemarahan atau ketidaksukaan, mengangkat alis mata menunjukkan ekspresi heran dan terkejut. Semua emosi dan berbagai macam isi hati manusia tergambar pada ekspresi wajah yang berbeda-beda.

## II. DASAR TEORI

### 2.1. Principal Component Analysis (PCA)

PCA adalah cara pengidentifikasian pola pada data, dan selanjutnya data diekstraksi berdasarkan kesamaan dan perbedaannya. Semenjak sulitnya menemukan pola pada data yang mempunyai dimensi yang besar, dimana gambaran grafik yang juga besar tidak mencukupi, PCA adalah metode yang ampuh dalam menganalisa data itu[3].

Kelebihan lainnya dari PCA adalah kita dapat menemukan beberapa pola di dalam data, dan kita dapat mengompres data tersebut. Sebagai contoh, dapat menurunkan jumlah dimensi tanpa menghilangkan informasinya.

Pertimbangkan sebuah data set dengan beberapa parameter berikut : data set ditunjukkan oleh  $A = (A_1, A_2, \dots, A_N)$ , dimana data set mempunyai nilai  $N, j = 1, 2, \dots, N$ , yang memiliki beberapa kelas,  $i = 1, 2, \dots, c$ , dan jumlah pixel didalam gambar bernilai  $n$ .

Matriks sebaran antar kelas, matriks sebaran dalam kelas, dan total matriks sebaran didefinisikan sebagai berikut :

$$S_b = \sum_{i=1}^c P(\omega_i)(\mu_i - \mu_0)(\mu_i - \mu_0)^T \quad (1)$$

Dimana  $S_b$  matriks sebaran antar kelas,  $P(\omega_i)$  adalah probabilitas apriori dari  $\omega_i$ , pada umumnya,  $P(\omega_i) = (1/c)$ ,  $\mu_i$  adalah vektor rata-rata dari kelas  $\omega_i$ ,  $\mu_0 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N A_j$  adalah vektor rata-rata dari semua sampel.

$$S_w = \sum_{i=1}^c P(\omega_i) S_i \quad (2)$$

Dimana  $S_w$  matriks sebaran dalam kelas,  $S_i = E\{(A - \mu_i)(A - \mu_i)^T | A \in \omega_i\}$  adalah kovarian matrik dari  $\omega_i$ .

$$S_t = S_b + S_w = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (A_j - \mu_0)(A_j - \mu_0)^T \quad (3)$$

Matriks sebaran antar kelas menunjukkan kelas sebaran rata-rata  $\mu_i$  mendekati rata-rata semua  $\mu_0$ , dan matriks sebaran dalam kelas adalah sebaran dari sampel yang mendekati rata-rata kelas masing-masing  $\mu_i$ .

Pengenalan wajah berdasarkan metode PCA rata-rata menggunakan matriks sebaran atau matriks sebaran antar kelas untuk mengekstraksi fitur wajah. Jika total matriks sebaran digunakan sebagai matriks pembangkit, matriks proyeksi optimal sama dengan menghitung nilai maksimal eigen dan sesuai eigen vektor dari  $S_t$ , dan matriks proyeksi optimal  $(X_1, X_2, \dots, X_d)$  adalah eigen vektor yang berhubungan dengan  $d$  nilai terbesar yang menyamaratakan nilai eigen. Oleh karena itu,  $(X_1, X_2, \dots, X_d)$  menggambarkan kontribusi antara masing-masing eigenface dalam merepresentasikan masukan gambar wajah, maka kita dapat mengekstraksi fitur wajah melalui ini.

### 2.2. Convolutional Neural Network (CNN)

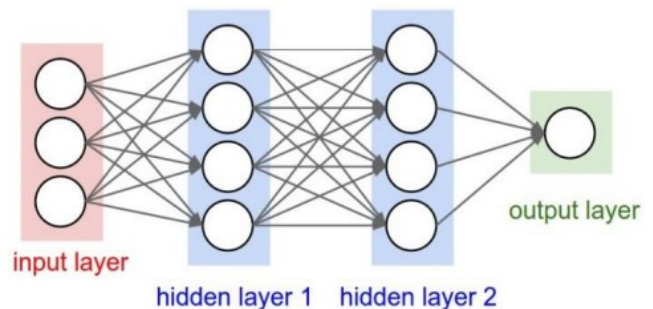
Convolutional Neural Network (CNN) merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. Pada kasus klasifikasi citra, MLP kurang sesuai untuk digunakan karena tidak menyimpan informasi spasial dari data citra dan menganggap setiap piksel adalah fitur yang independen sehingga menghasilkan hasil yang kurang baik.

CNN pertama kali dikembangkan dengan nama NeoCognitron oleh Kunihiko Fukushima, seorang peneliti dari NHK Broadcasting Science Research Laboratories, Kinuta, Setagaya, Tokyo, Jepang [4].

Konsep tersebut kemudian dimatangkan oleh Yann LeChun, seorang peneliti dari AT&T Bell Laboratories di Holmdel, New Jersey, USA. Model CNN dengan nama LeNet berhasil diterapkan oleh LeChun pada penelitiannya mengenai pengenalan angka dan tulisan tangan [1]. Pada tahun 2012, Alex Krizhevsky dengan penerapan CNN miliknya berhasil menjuarai kompetisi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge 2012. Prestasi tersebut menjadi momen pembuktian bahwa metode Deep Learning, khususnya CNN. Metode CNN terbukti berhasil mengungguli metode Machine Learning lainnya seperti SVM pada kasus klasifikasi objek citra.

### 2.3. Konsep CNN

Cara kerja CNN memiliki kesamaan pada MLP, namun dalam CNN setiap neuron dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi, tidak seperti MLP yang setiap neuron hanya berukuran satu dimensi.



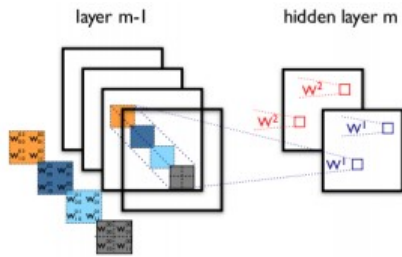
Gambar 1. Arsitektur MLP Sederhana

Sebuah MLP seperti pada Gambar 1 memiliki  $i$  layer (kotak merah dan biru) dengan masing-masing layer berisi  $j_i$  neuron (lingkaran putih). MLP menerima input data satu dimensi dan mempropagasikan data tersebut pada jaringan hingga menghasilkan output. Setiap hubungan antar neuron pada layer yang bersebelahan memiliki parameter bobot satu dimensi yang menentukan kualitas mode. Disetiap data input pada layer dilakukan operasi linear dengan nilai bobot yang ada, kemudian hasil komputasi akan ditransformasi menggunakan operasi non linear yang disebut sebagai fungsi aktivasi.

Pada CNN, data dipropagasikan pada jaringan adalah data dua dimensi, sehingga operasi linear dan parameter bobot pada CNN berbeda. Pada CNN operasi linear menggunakan operasi konvolusi, sedangkan bobot tidak lagi satu dimensi saja, namun berbentuk empat dimensi yang merupakan kumpulan kernel konvolusi seperti pada Gambar 2. Dimensi bobot pada CNN adalah :

$$\text{neuron input} \times \text{neuron output} \times \text{tinggi} \times \text{lebar}$$

karena sifat proses konvolusi, maka CNN hanya dapat digunakan pada data yang memiliki struktur dua dimensi seperti citra dan suara.

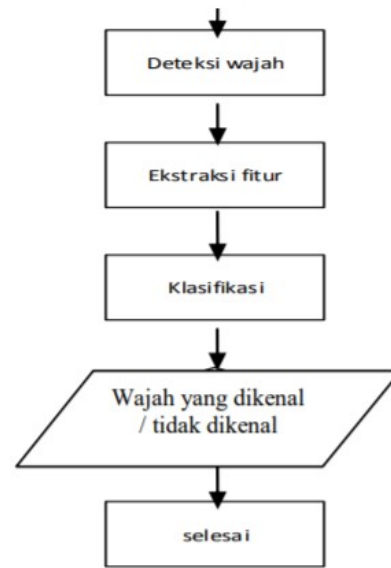
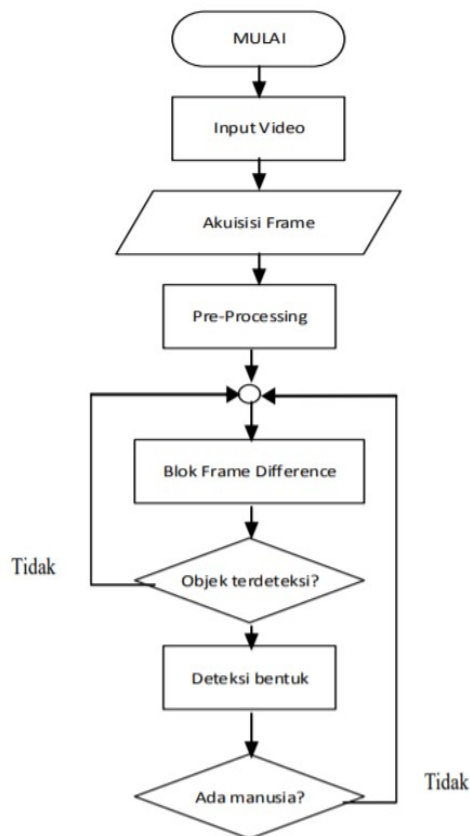


Gambar 2. Proses konvolusi pada CNN

### III. METODE PENELITIAN

Sistem pengenalan wajah manusia dilakukan melalui beberapa tahap sebelum mendapatkan output database yang diinginkan. Input sebuah video diubah menjadi kumpulan frame dan kumpulan frame inilah yang kemudian diproses lebih lanjut untuk dijadikan train database[6].

Secara umum sistem ini terdiri dari beberapa tahap diantaranya pengambilan data video, pengolahan citra, ekstraksi fitur, klasifikasi dan evaluasi sistem. Berikut ini diagram alir perancangan sistem[6].



Gambar 3. Diagram Alir Sistem Pengenalan Wajah

Pada sistem ini terbagi menjadi 3 tahapan pengenalan wajah, yaitu :

#### A. Tahap Input

Pada tahap ini, proses pengambilan video dilakukan diruang terbuka dan mempunyai resolusi 640x480 piksel berjenis RGB yang telah diambil sebelum proses perancangan pengenalan wajah. Pengujian video dilakukan ketika manusia menghadap kamera ketika berjalan lurus menghadap depan, kiri dan kanan.

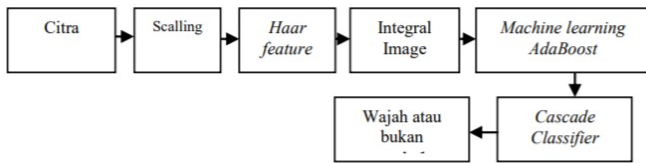
Sistem dimulai dengan akuisisi frame yang kemudian dilanjutkan dengan preprocessing grayscale. Setelah preprocessing dilanjutkan dengan deteksi bentuk manusia. Pendeteksian manusia dilakukan dengan menggunakan frame difference yang mendeteksi adanya gerakan. Jika tidak terdeteksi adanya gerakan maka sistem kembali ke proses akuisisi frame video. Jika kemudian terdeteksi adanya gerakan maka sistem melanjutkan proses untuk mendeteksi wajah dengan menggunakan algoritma Viola Jones.



Gambar 4. Citra RGB, Citra Grayscale, Citra Black and White

Setelah mendapatkan bentuk manusia, maka langkah selanjutnya adalah pendeteksian wajah. Objek wajah dicari dengan menggunakan metode Viola-

Jones yang sering disebut sebagai algoritma *Haar Cascade Classifier*.



Gambar 4. Diagram Alir Deteksi Wajah

Saat dideteksi adanya wajah, maka sistem akan membuat Bounding Box berwarna merah yang kemudian citra wajah tersebut akan disimpan untuk masuk proses ekstraksi fitur.

### B. Tahap Ekstraksi Fitur

Pada kajian ini akan menggunakan ekstraksi fitur PCA dengan metode Eigenfaces. Ekstraksi fitur ini menghasilkan fitur latih yang kemudian menjadi database dan fitur uji yang diujikan untuk menguji apakah wajah dikenali berdasarkan pada database. Adapun langkah-langkah metode PCA adalah sebagai berikut.

Mencari nilai Eigenface (dengan metode PCA) yaitu Fitur yang signifikan yang merupakan komponen prinsip dari kumpulan wajah dalam database. Eigenface didapat dari eigenvector matrik kovarian dari himpunan citra dalam database. Eigenvector ini merupakan fitur yang menggambarkan variasi antara citra wajah. Tahapan-tahapan dalam mengambil fitur dengan metode ini adalah :

- Menghitung nilai rata-rata citra

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k \quad (4)$$

- Menghitung matriks kovarian citra

$$C = \sum_{k=1}^n (x_k - \mu)(x_k - \mu)^T \quad (5)$$

- Menghitung eigenvalue dan eigenvector PCA

$$Cu_n = \lambda_n u_n \quad (6)$$

Keterangan :

- $u$  = eigenvector
- $\lambda$  = eigenvalue
- Mengurutkan nilai eigen dari terbesar hingga kecil dan mengeliminasi nilai eigenvalue yang kecil
- Menentukan nilai eigenface yang akan diambil

$$\frac{\sum_{i=1}^M \mu_i}{\sum_{i=1}^M \mu_k} = A \quad (7)$$

Digunakan Eigenvector PCA yang sudah didapat untuk ekstraksi fitur dan kemudian ditransformasikan ke analisis diskriminan linear. Tahapan untuk mengambil fitur yaitu :

- Menghitung nilai rata-rata citra dalam tiap kelas

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{m=1}^{N_k} x_{k_m} \quad (8)$$

- Menghitung kovarian citra antar kelas

$$S_B = \sum_{k=1}^c N_k (\mu_k - \mu)(\mu_k - \mu)^T \quad (9)$$

- Menghitung kovarian citra dalam kelas

$$S_W = \sum_{k=1}^c \sum_{x \in X_k} N_k (x_k - \mu_k)(x_k - \mu_k)^T \quad (10)$$

- Menghitung eigenvalue dan eigenvector LDA

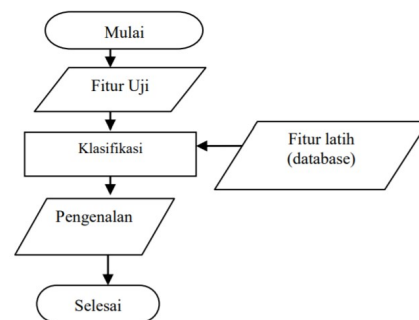
$$S_B u_i = \lambda_i S_W u_i \quad (11)$$

- Menghitung eigenvalue dan eigenvector gabungan

$$u_{opt} = u_{PCA} u_{LDA} \quad (12)$$

### C. Tahap Klasifikasi

Setelah mendapatkan fitur uji dan fitur latih, maka akan diklasifikasikan untuk mendapatkan kelas pengenalan yang sesuai. Pada kajian ini akan menggunakan metode CNN, berikut diagram alir tahap klasifikasi.



Gambar 5. Diagram Alir Tahap Klasifikasi

## IV. KESIMPULAN

Kajian dengan cara menggabungkan 2 metode dibutuhkan tingkat akurasi dan waktu komputasi metode PCA dan metode CNN.

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan oleh sistem untuk melakukan proses performansi menggunakan metode PCA dengan pengklasifikasi metode CNN. Menurut penelitian metode PCA sangat efektif untuk sistem pengenalan wajah. Karena metode ini akan memperbesar rasio jarak antar kelas terhadap jarak intra kelas dari vektor ciri mereduksi dimensi. Dengan kata lain metode PCA memperkecil jarak dalam kelas yang sama namun akan memperbesar jarak antar kelas yang berbeda.

- [4] Turk, M. and Petland, A.. 1991, “*Eigenfaces for Fisherfaces*”. Vision and Modeling Group. The Media Laboratory. Massachusetts Institute of Technology.
- [5] Londhe Renuka and Pawar Vrushsen. “*Facial Expression Recognition based on Affine Moment Invariants*”. November 2012. IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol 9, Issue 6, No. 2.
- [6] Fitriyah Nurani, Hidayat Bambang dan Aulia Suci. Analisis dan Simulasi Sistem Pengenalan Wajah dengan Metode Fisherface Berbasis Outdoor Video.

#### REFERENSI

- [1] Alexander Setiawan. Program Aplikasi Pengenalan Ekspresi Wajah secara *realtime* dengan Metode *Backpropagation* dan *Wavelet Haar* ; 2013
- [2] AP Tri Nyoman, GD Bagus Ida, A. Santi Gede. Perancangan dan Pengembangan Sistem Absensi *Realtime* melalui Metode Pengenalan Wajah ; 2014. Vol. 3 No. 2
- [3] Zhou Changjun, Wang Lan, Zhang Qiang and Wei Xiaopeng. “*Face Recognition based on PCA Image Reconstruction and LDA*”. 2013.5599-5603