

## Analisis Metode Pengenalan Wajah Two Dimensial Principal Component Analysis (2DPCA) dan Kernel Fisher Discriminant Analysis Menggunakan Klasifikasi KNN (K- Nearest Neighbor)

Abdur Rohman Harits Martawireja<sup>1</sup>, Hilman Mujahid Purnama<sup>2</sup>, Atika Nur Rahmawati<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Jurusan Otomasi Manufaktur dan Mekatronika, Politeknik Manufaktur Bandung

Email: [harits@polman-bandung.ac.id](mailto:harits@polman-bandung.ac.id)

---

### Informasi Artikel:

*Received:*  
11 Mei 2020

*Accepted:*  
25 September 2020

*Available:*  
15 Oktober 2020

---

### ABSTRAK

Pengenalan wajah manusia (*face recognition*) merupakan salah satu bidang penelitian yang penting dan belakangan ini banyak aplikasi yang menerapkannya, baik di bidang komersil ataupun di bidang penegakan hukum. Pengenalan wajah merupakan sebuah sistem yang berfungsi untuk mengidentifikasi berdasarkan ciri-ciri dari wajah seseorang berbasis biometrik yang memiliki keakuratan tinggi. Pengenalan wajah dapat diterapkan pada sistem keamanan. Banyak metode yang dapat digunakan dalam aplikasi pengenalan wajah untuk keamanan sistem, namun pada artikel ini akan membahas tentang dua metode yaitu *Two Dimensial Principal Component Analysis* dan *Kernel Fisher Discriminant Analysis* dengan metode klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbor*. Kedua metode ini diuji menggunakan metode *cross validation*. Hasil dari penelitian terdahulu terbukti bahwa sistem pengenalan wajah metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* dengan *5-folds cross validation* menghasilkan akurasi sebesar 88,73%, sedangkan dengan *2-folds validation* akurasi yang dihasilkan sebesar 89,25%. Dan pengujian metode *Kernel Fisher Discriminant* dengan *2-folds cross validation* menghasilkan akurasi rata rata sebesar 83,10%.

---

### Kata Kunci:

Pengenalan Wajah,  
2DPCA,  
Kernel Fisher  
Discriminant  
Analysis,  
KNN

---

### ABSTRACT

*Face recognition is one of the most important research fields and lately many applications apply it, both in the commercial and law enforcement fields. Face recognition is a system that used to identify based on the facial characteristic of a biometric-based person which has high accuracy. Face Recognition can be used in security system. Many methods are used in face recognition for security system, but in this paper will discuss only about 2 methods, there are Two Dimensial Principal Component Analysis and Kernel Fisher's Discriminant Analysis and each methods use K-Nearest Neighbor for the class classification. For the testing system, both of them use the cross validation testing method. From the previous research, the face recognition accuracy with 5-folds cross validation of Two Dimensial Principal Component Analysis method is 88,73%, while the accuracy with 2-folds cross validation of it is 89,25%. And the average of Kernel Fisher Discriminant Analysis' accuracy is about 83,10%.*

## 1 PENDAHULUAN

Perkembangan industri 4.0 mengakibatkan perkembangan di bidang teknologi komputer sekarang sangat pesat, hal ini ditandai dengan hampir semua pengolahan data dan informasi dilakukan dengan menggunakan komputer. Semakin banyak permasalahan yang bisa di tangani dengan computer tidak menutup kemungkinan juga semakin banyak timbul permasalahan informasi yang harus ditangani, salah satu nya adalah dalam hal keamanan sistem dan jaringan. Sistem kemananan yang banyak digunakan dalam dunia usaha adalah pengenalan wajah. Banyak aplikasi teknologi pengenalan wajah telah di terapkan pada proses dan sistem yang membutuhkan, diantaranya adalah pada sistem absensi, verifikasi daftar penjahat di kepolisian, pemrosesan Visa, dan verifikasi Paspor [1].

Dengan input citra wajah manusia, sebuah algoritma pengenalan wajah menghasilkan informasi identitas individu seperti nama, jenis kelamin, pekerjaan dan masih banyak lagi. Pembuatan algoritma pengenalan wajah memiliki beberapa tantangan diantaranya bentuk struktur wajah yang sama, yakni oval ataupun bulat. Faktor perbedaan lain yang cukup menentukan dari suatu citra wajah pada orang yang samayaitu perubahan gaya rambut maupun adanya aksesoris pada wajah mereka, seperti menggunakan kacamata atau topi. Faktor tantangan lain yang dapat mempengaruhi pengenalan wajah yaitu rendahnya kualitas kamera dan *noise* pada saat pengambilan citra [2].

Dalam pengenalan wajah terdapat metode yang digunakan pada penelitian ini, yaitu *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA). Akhir-akhir ini, pendekatan analisis komponen utama dua dimensi (2DPCA) telah diusulkan untuk representasi dan pengenalan wajah dengan senyuman [3]. Sementara itu *Kernel Fisher's Discriminant Analysis And Nearest Neighbor* (KNN), Artikel ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui metode yang lebih akurat.

## 2 PENELITIAN TERKAIT

Pada penelitian terdahulu, metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA), dan *Kernel Fisher's Discriminant Analysis And Nearest Neighbor* telah banyak digunakan untuk mengembangkan aplikasi keamanan *biometric* diberbagai sektor, maupun penelitian terhadap metode itu sendiri.

### 2.1 Metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA)

*Principal Component Analysis* (PCA), juga dikenal sebagai Karhunen-Ekspansi loeve, merupakan ekstraksi fitur dan teknik representasi data klasik yang digunakan di bidang pola pengenalan dan visi komputer [4]. Sirovich dan Kirby [5], pertama menggunakan PCA untuk merepresentasikan gambar wajah manusia secara efisien. Pada Penelitian E.B.Utomo [1], pengenalan wajah dilakukan dengan cakupan atau parameter yang lebih sempit, dengan bentuk ekspresi yang berbeda-beda dan wajah yang dikelilingi oleh kain kerudung menjadikan sistem pengenalan wajah semakin kompleks dalam memproses hasil dari pengambilan foto.

Esensi dari 2DPCA adalah menghitung vector eigen atau yang disebut matrik kovarian tanpa mengkonversi matrik citra ke bentuk vektor sehingga ukurannya lebih kecil, lebih mudah mengevaluasi kovarian matriknya, komputasinya berkurang dan unjuk kerjanya juga meningkat [3]. Proses pengenalan wajah representasi gambar dan ekstraksi fitur merupakan teknik yang umum digunakan dalam pengenalan wajah. Pada PCA matriks dari suatu gambar

diubah menjadi matriks vektor berdimensi tinggi, yang bermanfaat untuk menghitung matriks kovarians ruang vektor dimensi tinggi. Namun kendala utama yang terjadi adalah bahwa matriks kovarians menjadi ukuran yang besar, dimana akan mengakibatkan sejumlah besar pelatihan dengan sampel kecil akan sulit dalam melakukan evaluasi secara akurat. Selain itu dibutuhkan banyak waktu untuk menghitung vektor eigen berikutnya. Untuk mengatasi ini kesulitan *Two- Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA)* memberikan cara untuk menangani keterbatasan ini [6]. Metode 2DPCA dapat didefinisikan sebagai berikut, Jika  $A$  merupakan matriks citra asli berukuran  $m \times n$  dan  $X$  merupakan matriks dengan kolom *orthonormal*, maka 2DPCA merupakan proyeksi  $A$  pada  $X$  dengan persamaan [7] [8]:

$$Y = AX \quad (1.1)$$

Cara menentukan matriks  $X$  *optimal* untuk proyeksi citra adalah sebagai berikut . Terdapat persamaan :

$$J(X) = tr(Sx) \quad (1.2)$$

$Sx$  merupakan matriks kovariansi dari proyeksi vektor fitur dari data *training*, Secara matematis  $Sx$  didefinisikan sebagai :

$$Sx = E(Y - EY)(Y - EY)^T \quad (1.3)$$

Memasukkan persamaan 1.1 kedalam persamaan 1.3, sehingga di dapat :

$$Sx = E[AX - E(AX)][AX - E(AX)]^T \quad (1.4)$$

$$Sx = E[A - EA]X[(A - EA)X]^T \quad (1.5)$$

$$tr(Sx) = X^T[E(A - EA)^T(A - EA)]X \quad (1.6)$$

Maka dari persamaan (1.6) dibuat menjadi :

$$J(X) = X^T[(A - E(A))^T(A - E(A))]X \quad (1.7)$$

Berikutnya dimisalkan  $G$  yaitu matriks kovariansi citra definit *non negative* berukuran  $n \times n$  sebagai berikut :

$$Gt = E[(A - EA)^T(A - EA)] \quad (1.8)$$

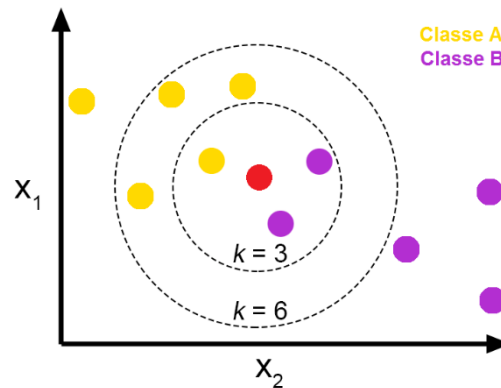
Maka persamaan (1.6) dapat diubah menjadi :

$$J(X) = X^T GtX \quad (1.9)$$

Misalkan  $M$  menunjukkan jumlah total sampel dari citra latih, citra latih ke- $k$  dilambangkan dengan matriks  $m \times n$   $A_k$  ( $k = 1,2,3...M$ ) dan rata-rata dari semua sampel training dilambangkan dengan  $\bar{A}$ , Maka  $G$  dapat dihitung sebagai [8] :

$$Gt = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (A_k - \bar{A})^T (A_k - \bar{A}) \quad (1.10)$$

*K-Nearest Neighbor KNN* adalah algoritma mudah yang menyimpan semua kasus yang tersedia dan mengklasifikasikan kasus baru berdasarkan kesamaan pengukuran. Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah sebuah metode klasifikasi terhadap sekumpulan data berdasarkan pembelajaran data yang sudah terklasifikasikan sebelumnya. Termasuk dalam supervised learning, dimana hasil query instance yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas kedekatan jarak dari kategori yang ada dalam KNN [9]. Gambar 1 Merupakan gambaran konsep kedekatan data pada KKN.



Gambar 1. Gambaran Konsep KKN

Tahapan Langkah Algoritma KNN antara lain Menentukan parameter k (jumlah tetangga paling dekat), Menghitung kuadrat jarak eucliden objek terhadap data training yang diberikan, Mengurutkan hasil no 2 secara ascending (berurutan dari nilai tinggi ke rendah), Mengumpulkan kategori Y (Klasifikasi nearest neighbor berdasarkan nilai k), Dengan menggunakan kategori nearest neighbor yang paling mayoritas maka dapat dipredisikan kategori objek. Jarak Euclidean antara sampel uji dan semua sampel pelatihan dihitung. Jarak Euclidean dalam KKN diberikan oleh Persamaan [10]:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1.11)$$

dimana  $d(m, n)$  adalah jarak antara dua pola  $m$  dan  $n$ .  $v$  menunjukkan nilai fitur ke- $v$ .  $p$  adalah jumlah fitur. Nilai jarak terkecil tidak lain adalah sampel latih yang paling dekat dengan sampel uji. Jadi sampel uji diklasifikasikan menurut tetangga terdekat.

Dalam pengumpulan data pada penelitian yang dilakukan Utomo E B[1] dengan cara menjumpai dan mengambil gambar (foto) secara langsung wajah wanita yang berkerudung. Dan pada penelitian ini setelah pengambilan data, tahapan selanjutnya proses indentifikasi wajah yang diharuskan melalui tahapan-tahapan *Pre-processing* merupakan proses konversi citra dari RGB menuju *grayscale*. Selanjutnya Proses Ekstraksi 2DPCA Citra wajah yang digambarkan dalam matriks kemudian akan ditransformasikan, dan menghasilkan proyeksi vektor agar dapat diproses pada tahapan pengenalan. Proses Pengenalan KNN (*Euclidian Distance*) Proses klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) ini menggunakan metode *Euclidian distance*. Matriks citra wajah yang diperoleh dari transformasi dengan menggunakan 2DPCA, dimana *training dataset* yang diekstraksi menghasilkan *eigenvector* yang digunakan untuk mendapatkan *eigenface*.

Metode *K-Fold Cross Validation* selanjutnya akan digunakan untuk mengevaluasi metode-metode yang telah diterapkan. Metode ini dipilih karena tidak membutuhkan waktu yang banyak dalam membuat variasi data uji dalam pengujian dan lebih mudah. *K-Fold Cross Validation* digunakan dalam pembelajaran pada data *training* untuk menentukan keakuratan suatu algoritma sehingga dapat menguji data *testing*. Pada setiap *fold* akan diuji dan dihitung hasil akurasi, dan kemudian dihitung rata-rata seluruh akurasi untuk mendapatkan hasil akurasi secara keseluruhan. Tingkat akurasi dapat dihitung dengan rumus :

$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{\Sigma \text{data uji benar diklasifikasi}}{\Sigma \text{total data uji}} \times 100\% \quad (1.15)$$

Pengujian pada penelitian utomo E B [1] didasari pada pengumpulan data, Serta pengujian didasari dari variasi data, yakni wajah wanita sebanyak 40 orang setiap orang diambil 10 foto dengan ekspresi wajah berbeda seperti Gambar 2. dan wajah wanita berkerudung yang sebelumnya diambil langsung sebanyak 7 orang, dimana setiap orang diambil 10 foto dengan 2 model kerudung pada setiap orangnya seperti pada Gambar 2.



Gambar 1. Wajah Wanita Berkerudung 1 Model dan 2 Model [1].

## 2.2 Kernel Fisher's Discriminant Analysis

Pada penelitian I.Setyawan Et all [11], dilakukan implementasi dari KFDA dan algoritma KNN untuk membuat sistem *face recognition*. Kombinasi KFDA dan algoritma KNN ini dapat mengklasifikasikan seseorang menjadi 2 kelas, yaitu kelas *suspect* dan kelas *non-suspect*. KFDA pada sistem digunakan sebagai fitur ekstraksi, sedangkan algoritma KNN digunakan sebagai pengklasifikasi kelas. Metode *Kernel Fisher's Discriminant Analysis* atau dapat disingkat KFDA, merupakan hasil dari pengembangan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA). LDA digunakan untuk memisahkan data antara 2 kelas yang berbeda dan meminimalisir jarak antara data yang berada di kelas yang sama. Kombinasi LDA dan fungsi kernel ini menyebabkan transformasi linier.

Keuntungan hasil pengembangan ini yaitu KFDA dapat mengolah atau memproses banyak data dengan dimensi vektor yang besar. Data dengan dimensi besar ini akan menjadi proyeksi vektor yang baru. Untuk menerapkan fungsi *non-linear kernel* ini, dibutuhkan transformasi vektor original menjadi *Hilbert Space F* melalui pemetaan *non-linear* fungsi  $\phi$ . Berikut prosedur metode KFDA [11] :

1. Memasukkan matriks  $K$  dan  $W$

$K$  merupakan matriks kernel yang digunakan dalam metode KFDA.  $N$  merupakan banyaknya kelas.  $P$  dan  $q$  adalah kelas kelas yang tersedia.

$$K = (K_{pq})_{\substack{p=1,\dots,N \\ q=2,\dots,N}} \quad (2.1)$$

Matriks  $W$  adalah matriks *block* diagonal. Pada setiap  $W_i$  adalah matriks  $M \times M$  yang semua elemennya setara dengan  $1/M$ , dan  $M$  adalah banyaknya sampel *training* di kelas  $i$ .

$$W = (W_i)_{i=1, \dots, N} \quad (2.2)$$

- Memasukkan  $K$  menggunakan dekomposisi *eigenvectors*

$$K = P\Gamma^{-1}P \quad (2.3)$$

$\Gamma$  adalah matriks yang berisi *eigenvalues* dari  $K$ .  $P$  pada persamaan diatas adalah matriks *orthonormal* seperti  $P^T P = I$ , dimana  $I$  adalah matriks identitas.

- Memasukkan *eigenvector*  $\beta$  dan *eigenvalues*  $\lambda$  dari sistem

$$\Lambda\beta = P^T W P \beta \quad (2.4)$$

- Memasukkan *eigenvector*  $v$  menggunakan  $\alpha$

$$\begin{aligned} \alpha &= P\Gamma^{-1}\beta \\ v^T v &= \alpha^T K \alpha = I \end{aligned} \quad (2.5)$$

- Memasukkan proyeksi dari titik uji  $z$  ke *eigenvectors*  $v$

$$v^T \phi(z) = \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^{np} \alpha_{pq} K(x_{pq}, z) \quad (2.6)$$

Proses pengklasifikasian kelas menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). KNN digunakan untuk mengukur jarak dari titik yang dicari terhadap titik data *training*. Perhitungan ini juga menggunakan kriteria *Euclidian distance* guna mencari jarak antar vektor. Dalam perhitungan ini, vektor  $p$  dan  $q$  merupakan hasil vektor dari proses ekstraksi KFDA. Dan Panjang dari vektor,  $n$ , adalah parameter yang akan kita tentukan. Dengan algoritma ini maka dipilih dari KNN vektor uji untuk menentukan kelas mana yang cocok.

Anggap  $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$  dan  $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ , maka persamaan *Euclidian distance* nya adalah :

$$\text{Euclidian distance} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (2.7)$$

Berikut konsep implementasi untuk percobaan sistem *face recognition*, pertama membuat dataset gambar/foto wajah dengan variasi pose, ekspresi wajah dan aksesoris, lalu membuat data *training* vektor dan data uji vektor dari gambar, setelahnya ada proses data vektor menggunakan KFDA dan klasifikasikan menggunakan kriteria KNN, terakhir menghitung keberhasilan metode KFDA-NN menggunakan *cross validation*.

### 3 ANALISIS SISTEM

Analisa sistem ini berisi hasil penelitian pengenalan wajah dengan 2 metode, *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA) dan metode *Kernel Fisher's Discriminant Analysis*.

Dua penelitian ini menggunakan metode KNN dalam mengklasifikasikan hasil ekstraksi foto atau gambar.

### 3.1 Metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA)

Dalam pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan empat tahap, berikut hasil dari pengujian pada penelitian dengan menggunakan metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA).

Pengujian pertama pada penelitian Utomo E B [1], dengan data *training* wajah wanita 1 model kerudung dengan jumlah 40 sampai 360 orang, menggunakan semua *eigenvector* hasil ekstraksi. Didapat hasil uji dihasilkan 95% dengan waktu proses 13,2485 detik. Pengujian kedua, menggunakan data *training* wajah 1 wanita berkerudung jumlah 40 sampai 360 dengan menggunakan beberapa *eigenvector* hasil ekstraksi. Didapat nilai akurasi paling tinggi 97,5% dengan penggunaan 2 nilai eigen dengan waktu proses 13,4942 detik, penggunaan nilai eigen 4 dan 5 dengan waktu proses 14,123 detik dan 14,2723 detik.

Pengujian ketiga, menggunakan data *training* wajah wanita 2 model berkerudung dengan jumlah 42 sampai 63 dengan menggunakan semua *eigenvector* hasil ekstraksi. Didapat dilai akurasi 14,28% data *training* dengan waktu rata-rata 1,225 detik. Pengujian keempat, menggunakan data *training* wajah wanita 2 model berkerudung dengan jumlah 42 sampai 63 dengan menggunakan beberapa *eigenvector* hasil ekstraksi. Dimana pada pengujian 63 data *training* dihasilkan akurasi paling tinggi 14,2857 % dengan penggunaan 3 nilai *eigen* didapat waktu proses 1,3064 detik lebih cepat dibandingkan dengan penggunaan nilai eigen 4 dan 5 dengan waktu proses 1,3515 detik dan 1,3551 detik.

Dengan empat hasil pengujian pada sistem ini, didapat bahwa semakin banyak jumlah data *training* yang digunakan maka tingkat akurasi yang dihasilkan semakin tinggi. ketika pengujian menggunakan banyak jumlah *eigenvector* maka waktu proses akan semakin lama. Tabel 1 merupakan hasil validasi akurasi dataset dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation* pada 10 data citra wajah.

Tabel 1. Hasil Pengujian Dengan *K-Fold Cross Validation* dari Penelitian Utomo E.B.

<b>Jumlah Eigenvector</b>	<b>Fold 1</b>	<b>Fold 2</b>	<b>Fold 3</b>	<b>Fold 4</b>	<b>Fold 5</b>	<b>Rata-Rata</b>
All	86,25 %	87,25%	86,25%	91,25%	95,5%	88,75%
1	73,75%	83,75%	78,75%	83,75%	86,25%	81,25%
2	78,75%	93,75%	92,5%	91,25%	87,5%	88,75%
3	81,25%	91,25%	90%	91,25%	92,5%	89,25%
4	82,5%	90%	90%	91,25%	93,75%	89,5%
5	82,5%	88,75%	88,75%	92,5%	93,75%	89,25%

Ket :

- 1) *Fold 1* : Citra 1 dan 2 sebagai data uji dan citra 3,4,5,6,7,8,9,10 sebagai data latih.
- 2) *Fold 2* : Citra 3 dan 4 sebagai data uji dan citra 1,2,5,6,7,8,9,10 sebagai data latih.
- 3) *Fold 3* : Citra 5 dan 6 sebagai data uji dan citra 1,2,3,4,7,8,9,10 sebagai data latih.
- 4) *Fold 4* : Citra 7 dan 8 sebagai data uji dan citra 1,2,3,4,5,6,,9,10 sebagai data latih.
- 5) *Fold 5* : Citra 9 dan 10 sebagai data uji dan citra 1,2,3,4,5,6,7,8 sebagai data latih

Dengan menggunakan metode *fold cross validation*, akurasi rata-rata tertinggi bernilai 89,25% dengan penggunaan nilai *eigen* 3 dan 5 lebih tinggi dibandingkan semua nilai *eigen* didapat akurasi 88,75%.

### 3.2 Metode *Kernel Fisher's Discriminant Analysis*

Penelitian oleh Setyawan, I [11] mencoba sistem *face recognition* ini menggunakan database dengan 30 model wajah dengan 105 variasi pose, aksesoris wajah dan ekspresi wajah. Semua gambar yang digunakan menggunakan *background* putih. Sehingga, total sampel yang dimiliki adalah 3150. Setiap sampel memiliki dimensi 4096 (setiap gambar berukuran 64 x 64 *pixels*). Pada gambar 3 merupakan beberapa contoh sampel *database*.



Gambar 3. Contoh database sampel [11]

Telah disebutkan pada bagian 2 bahwa pengujian atau perhitungan keberhasilan dari sistem *face recognition* ini menggunakan metode *cross validation*.

Hal pertama yang harus dilakukan ketika menggunakan metode *cross validation* ini yaitu harus menentukan kelas. Pada percobaan ini kelas dibagi menjadi 2, yaitu *suspect* dan *non-suspect*. Lalu proses data menggunakan *2-fold cross validation*. Pisahkan data secara acak menjadi *2-fold* yang setiap *fold* nya memiliki banyak data yang sama. 1 *fold* yang sudah diacak tadi disebut *folds training subset*, dan 1 *fold* yang lain disebut *testing subset*. Lalu kita masukkan setiap proyeksi dari *testing subset* dan *training subset* menggunakan KFDA dan mengklasifikasikan kelas nya menggunakan KNN. Proses ini bekerja 10 kali dengan tujuan menjalankan 10 kali metode *2-fold cross validation*. Sebelum menjalankan sistem ini, harus menentukan parameter yang digunakan dan parameter tersebut adalah panjang vektor ( $n$ ), kernel ( $\sigma$ ), dan banyak nya *neighbor* ( $k$ ). Besar parameter yang digunakan pada sistem *face recognition* ini adalah  $n = 100$ ,  $\sigma = 1000$ , dan  $k = 3$ .

Dan hasil pengujian pada percobaan ini dengan menjalankan sistem 10 kali dengan metode *2-folds cross validation*, didapat rata rata keberhasilan sebesar 83,10 %.

Dapat disimpulkan juga bahwa hasil percobaan ini bergantung pada parameter – parameter yang kita atur sebelumnya. Dengan mengubah nilai parameter, besar kemungkinan dapat mengimprovisasi keberhasilan kinerja sistem.

Pada penelitian terdahulu yang didapat dengan penggunaan metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA) dan *Kernel Fisher's Discriminant Analysis* mengenai hasil dari penelitian terdapat perbedaan dan kesamaan. Perbedaan terdapat pada citra wajah yang dijadikan sebagai data. Pada penelitian E.B.Utomo [1], menggunakan citra wajah yang berkerudung sebagai data yang akan diproses oleh sistem, sedangkan pada penelitian I.Setiawan Et all [11], menggunakan citra wajah pada umumnya. Adapun kesamaan dalam penelitian ini terdapat pada pengambilan citra wajah dengan parameter ekspresi yang berbeda-beda, metode klasifikasi yang digunakan dalam pengujian adalah *K-Nearest Neighbor* dan penggunaan metode dalam analisis hasil pengujian menggunakan *K-Fold Cross Validation* dengan jumlah 10 data.



Penelitian E.B.Utomo [1], menggunakan metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA) dan pada penelitian I.Setiawan Et all [11] dengan metode *Kernel Fisher's Discriminant Analysis* kedua metode tersebut berfungsi untuk mengekstraksi citra wajah, dengan data yang akan dievaluasi hasil dari ekstraksi metode-metode tersebut disajikan pada jumlah 5 *fold* dan 2 *fold*, hasil evaluasi menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* didapat tingkat akurasi tertinggi dari kedua metode tersebut yakni bernilai 89,25% dan 83,10%. Jika kedua penelitian sama-sama menggunakan 2 *fold*, maka dihasilkan tingkat akursainya dengan nilai 88,73% dan 83,10%. Dengan ini penggunaan metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA) dinilai lebih akurat dalam pengenalan citra wajah jika dibandingkan dengan metode *Kernel Fisher's Discriminant Analysis*.

Perbandingan awal yang dapat dilihat dari kedua metode ini adalah asal mula pengembangannya. Metode KFDA ini merupakan hasil pengembangan dari metode LDA, sedangkan metode 2DPCA merupakan hasil pengembangan dari metode PCA. Kedua metode ini memiliki fungsi yang sama yaitu sebagai metode ekstraksi ciri citra wajah yang ingin diketahui. Perbedaan dari kedua metode ini adalah metode KFDA menginput data dengan cara memetakan sample berdimensi rendah ke berdimensi tinggi. Sedangkan metode 2DPCA merubah gambar menjadi matriks vektor berdimensi tinggi guna untuk menghitung matriks kovarian nya, metode ini dapat memperbaiki evaluasi matriks kovarian yang ukurannya lebih besar menjadi lebih akurat dan dapat mempercepat perhitungan *eigen vector* menjadi lebih efisien. Serta pada inputan citranya, metode 2DPCA menggunakan 360 data uji wajah pada 40 orang dengan 10 citra wajah pada masing-masing yang menggunakan berbagai jenis kerudung, sedangkan pada metode KFDA, menggunakan 3150 data uji dengan 105 ekspresi wajah pada 30 orang. Dan didapat hasil pada metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA) dengan 5 *fold* data didapat akurasi 89,25%, dan pada metode *Kernel Fisher's Discriminant Analysis* dengan 2 *fold* didapat akurasi 83,10%. Dengan perbandingan kedua metode menggunakan 2 *fold* data didapat nilai akurasi 88,73% dan 83,10%.

#### 4 KESIMPULAN

Dari analisis perbandingan penggunaan metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA) dan *Kernel Fisher's Discriminant Analysis* pada sistem pengenalan wajah didapatkan beberapa kesimpulan, sebagai berikut :

1. Metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA) merupakan penyempurnaan dari metode sebelumnya yakni *Principal Component Analysis* (PCA). Dan metode *Kernel Fisher's Discriminant Analysis* penyempurnaan dari metode sebelumnya yakni *Linear Discriminant Analysis*.
2. Algoritma *K-Nearest Neighbor* digunakan untuk klasifikasi citra wajah sedangkan metode *K-Fold Cross Validation* digunakan untuk menghimpun dan mengevaluasi hasil pengujian.
3. Metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA) dengan 5 *fold* data didapat akurasi 89,25%, dan pada metode *Kernel Fisher's Discriminant Analysis* dengan 2 *fold* didapat akurasi 83,10%. Dengan perbandingan kedua metode menggunakan 2 *fold* data didapat nilai akurasi 88,73% dan 83,10%. Penggunaan Metode *Two Dimensial Principal Component Analysis* (2DPCA) lebih akurat dibandingkan metode *Kernel Fisher's Discriminant Analysis* dalam pengenalan citra wajah.

## 5 REFERENSI

- [1] E. B. Utomo, "Pengenalan Wajah Wanita Berkerudung Menggunakan Metode 2DPCA dan K-Nearest Neighbor," pp. 1–7, 2014.
- [2] Lina and A. J. Feriyansah, "Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode 2D-PCA," *J. Pendidik. Teknol. Komun. Terap.*, no. July 2012, p. 138, 2012.
- [3] R. T. Wahyuningrum and F. Damayanti, "Efficient kernel-based two-dimensional principal component analysis for smile stages recognition," *Telkomnika*, vol. 10, no. 1, pp. 113–118, 2012.
- [4] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi, and J. Y. Yang, "Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 26, no. 1, pp. 131–137, 2004.
- [5] L. Sirovich and M. Kirby, "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces," *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 4, no. 3, p. 519, 1987.
- [6] J. Shah, M. Sharif, M. Raza, and A. Azeem, "A Survey: Linear and Nonlinear PCA Based Face Recognition Techniques," *Int. Arab J. Inf. Technol.*, no. November, 2013.
- [7] K. Liu, Y. Q. Cheng, and J. Y. Yang, "Algebraic feature extraction for image recognition based on an optimal discriminant criterion," *Pattern Recognit.*, vol. 26, no. 6, pp. 903–911, 1993.
- [8] J. Yang and J. Y. Yang, "From image vector to matrix: A straightforward image projection technique-IMPCA vs. PCA," *Pattern Recognit.*, vol. 35, no. 9, pp. 1997–1999, 2002.
- [9] Informatikalogi, "Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN)," 2017. [Online]. Available: <https://informatikalogi.com/algoritma-k-nn-k-nearest-neighbor/>.
- [10] V. S. Vijayalakshmi, B. Shwetha, and S. V Sathyanarayana, "Image Classifier based Digital Image Forensic Detection-A Review and Simulations," *Int. Conf. Emerg. Res. Electron. Comput. Sci. Technol.*, 2015.
- [11] I. Setyawan, A. F. Putra, I. K. Timotius, and A. A. Febrianto, "Face recognition using Kernel Fisher's Discriminant Analysis and nearest neighbor," *Proc. 2011 6th Int. Conf. Telecommun. Syst. Serv. Appl. TSSA 2011*, pp. 5–7, 2011.