

## Komparasi Pengenalan Citra Tanda Tangan dengan Metode 2D-PCA dan 2D-LDA

Danar Putra Pamungkas<sup>\*1</sup>, Ema Utami<sup>2</sup>, Armadyah Amborowati<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Universitas Nusantara PGRI Kediri

<sup>2,3</sup> Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta

E-mail: <sup>\*1</sup> [danar@unpkediri.ac.id](mailto:danar@unpkediri.ac.id), <sup>2</sup> [ema.u@amikom.ac.id](mailto:ema.u@amikom.ac.id), <sup>3</sup> [armadyah.a@amikom.ac.id](mailto:armadyah.a@amikom.ac.id)

### Abstrak

*Pada umumnya pengenalan tanda tangan dilakukan secara manual oleh seseorang dengan mencocokkan secara langsung tanda tangan yang sah dengan tanda tangan yang dilakukan pada saat itu. Namun cara tersebut memiliki kelemahan karena membutuhkan ketelitian pada saat mencocokkan. Oleh karena itu proses pencocokan tanda tangan perlu dilakukan secara otomatis dengan sistem komputer sehingga diharapkan mempermudah dalam identifikasi tanda tangan seseorang. Pada penelitian ini peneliti membandingkan metode 2DPCA dengan 2DLDA untuk mengetahui akurasi dan kecepatan proses pengenalan tanda tangan. Metode Euclidean Distance digunakan untuk mencari kemiripan data tanda tangan. Data citra tanda tangan yang digunakan terdiri dari enam jenis kondisi yaitu kertas putih polos, kertas bercorak papyrus, bercorak shingle, tanda tangan miring dan dari eKTP. Dari hasil uji coba tingkat akurasi pengenalan citra tanda tangan menggunakan metode 2DPCA yaitu rata-rata 78.27% dan metode 2DLDA rata-rata 74.33%. Kecepatan proses pengenalan citra tanda tangan menggunakan metode 2DPCA rata-rata 0.2605504 detik sedangkan menggunakan metode 2DLDA rata-rata 0.2401697 detik.*

**Kata Kunci** — tanda tangan, pengenalan, Euclidean Distance

### Abstract

*In general, the introduction of the signature is done manually by someone with matching directly authorized signature with the signature done at that time. But this way has the disadvantage because it requires precision when matching. Therefore the signature matching process needs to be done in automatically by the computer system so hopefully facilitate the identification of a person's signature. In this study, researchers compared with 2DLDA and 2DPCA method to determine the accuracy and speed of signature recognition process. Euclidean Distance method is used to find the similarity signature data. Signature image data used consisted of six types of conditions that plain white paper, papyrus patterned paper, patterned shingles, oblique and signature of eKTP. The accuracy of the test results signature image recognition using 2DPCA method which is an average 78.27% and the average 2DLDA method of 74.33%. Speed signature image recognition process using the average 2DPCA 0.2605504 seconds while using the average 2DLDA 0.2401697 seconds*

**Keywords** — signature, 2DPCA, 2DLDA, Euclidean Distance

## 1. PENDAHULUAN

Tanda tangan adalah hasil proses menulis seseorang yang bersifat khusus sebagai substansi simbolik. Tanda tangan merupakan bentuk yang paling banyak digunakan untuk identifikasi seseorang [1]. Fungsi tanda tangan dalam suatu surat atau dokumen untuk memastikan identifikasi penandatanganan dan menjamin keberadaan isi yang tercantum dalam surat atau dokumen tersebut. Tanda tangan juga digunakan dalam perbankan dalam berbagai transaksi untuk menyatakan pihak yang menandatangani menyetujui dan mengetahui transaksi yang dilakukan.

Pada umumnya pengenalan tanda tangan dilakukan secara manual oleh seseorang dengan mencocokkan secara langsung tanda tangan yang sah dengan tanda tangan yang dilakukan saat itu. Menurut Abbas contoh-contoh tanda tangan setiap orang umumnya identik namun tidak sama, artinya tanda tangan seseorang sering berubah-ubah setiap waktu. Perubahan ini menyangkut posisi, ukuran maupun faktor tekanan tanda tangan [2]. Apabila menggunakan sistem manual si pemeriksa tanda tangan harus teliti dalam melakukan pencocokan jika tidak maka terjadi kesalahan dalam identifikasi, hal itu merupakan kelemahan dari sistem manual dalam pengenalan tanda tangan. Oleh karena itu proses pencocokan tanda tangan perlu dilakukan secara otomatis dengan sistem komputer sehingga diharapkan mempermudah dalam identifikasi tanda tangan seseorang.

Pengenalan citra tanda tangan merupakan salah satu bidang pengenalan pola (pattern recognition). Proses pengenalan pola secara umum mengekstraksi suatu citra untuk mendapatkan ciri citra tersebut. Salah satu metode untuk ekstraksi citra adalah PCA (*Principal Component Analysis*). PCA bertujuan untuk mereduksi dimensi dengan melakukan transformasi linear dari suatu ruang berdimensi tinggi ke dalam ruang dimensi rendah. Kelemahan dari metode PCA adalah kurang optimal dalam pemisahan antar kelas [3]. Penelitian tentang pengenalan tanda tangan dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA) pernah dilakukan oleh Resty Wulaningrum pada tahun 2014. Dengan melakukan ekstraksi citra tanda tangan dengan metode PCA dan juga melakukan partisi pada citra tersebut menghasilkan keakurasian mencapai 98% [4].

Pada tahun 1991 diperkenalkan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA) oleh Cheng dkk untuk mengatasi kekurangan pada PCA. Metode LDA berusaha untuk memisahkan antar kelas dengan meminimalkan jarak antar matrik sebaran *within class*. Jika dimensi data jauh lebih tinggi daripada jumlah sampel *training* maka menyebabkan *within class* menjadi *singular* yang merupakan kelemahan dari LDA [3]. Banyak metode yang ditawarkan untuk mengatasi *within class* yang *singular* salah satunya adalah *fisherface* yang merupakan penggabungan antara metode PCA dan LDA. Penggabungan metode tersebut dapat mengatasi *singular problem*, tetapi kelemahan dari metode ini adalah pada proses reduksi dimensi PCA akan menyebabkan kehilangan beberapa informasi diskriminan yang berguna dalam proses LDA [3]. Metode PCA kemudian dikembangkan menjadi metode 2DPCA yang merupakan varian baru dari metode PCA. Metode 2DPCA lebih efisien digunakan untuk ekstraksi citra dibanding metode PCA [5]. Metode LDA juga dikembangkan untuk mengatasi kelemahan dari metode tersebut. Metode 2DLDA merupakan metode pengembangan dan varian baru dari metode LDA. Performa metode 2DLDA lebih baik dari metode LDA pada penggunaan data *training* yang sedikit [6].

Rima Wahyuningrum pada tahun 2010 melakukan penelitian membandingkan metode 2DPCA dengan 2DLDA untuk pengenalan citra senyuman berdasar *Aesthetic Dentistry*. Penelitian tersebut membuktikan penggunaan metode 2D-PCA dan 2D-LDA dalam pengenalan citra senyuman berbeda tingkat keakurasiannya. dengan metode 2D-PCA tingkat akurasi 93,33% sedangkan menggunakan metode 2D-LDA 96,67% [7]. Penelitian tersebut menyebutkan bahwa metode 2DPCA lebih akurat dalam mengenali citra senyuman dari pada metode 2DLDA. Oleh karena itu penulis menggunakan metode 2DPCA dan 2DLDA untuk mengetahui tingkat akurasi kedua metode tersebut dalam pengenalan citra tanda tangan. Penulis juga membandingkan tingkat akurasi apakah metode 2DPCA lebih akurat dari metode 2DPLDA dalam pengenalan citra tanda tangan.


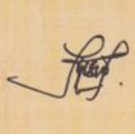




Penelitian tentang pengenalan pola tanda tangan juga pernah dilakukan oleh Roni Salambue menggunakan metode *Moment Invariant* dan *Euclidean Distance*. Penelitian tersebut

menyebutkan bahwa penggunaan metode *Moment Invariant* dapat mempercepat komputasi pengenalan tanda tangan, namun tidak disebutkan seberapa cepat proses pengenalan tersebut [8]. Oleh karena itu penulis ingin mengetahui kecepatan komputasi pengenalan citra tanda tangan menggunakan metode 2DPCA dan 2DLDA sekaligus membandingkan kedua metode tersebut untuk mengetahui metode mana yang lebih cepat proses pengenalan citra tanda tangan.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Data Tanda Tangan

Data citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah data tanda tangan yang diambil dari 10 orang responden yang merupakan mahasiswa di lingkungan Universitas Nusantara PGRI Kediri. Data citra tanda tangan yang digunakan berjumlah 1010, dan yang digunakan setiap skenario berjumlah 200. Tanda tangan dilakukan menggunakan kertas putih polos, kertas bercorak *Papyrus*, bercorak *Shingle* dan kertas Miami dan citra tanda tangan dari e-KTP. Kemudian dilakukan *scanning* dan pemotongan gambar untuk setiap satu data citra tanda tangan berukuran 100 piksel x 100 piksel, setelah itu dilakukan *thresholding* dengan menggunakan metode *Otsu*. Pada gambar 1, 2, 3, 4, 5 dan 6 contoh citra tanda tangan yang sudah melalui proses *scanning*, *cropping* dan *resizing*.

 Gambar 1. Kertas Polos	 Gambar 2. Kertas Corak Papyrus
 Gambar 3. Kertas Corak Shingle	 Gambar 4. Tanda Tangan Miring
 Gambar 5. Tangan Kertas Polos	 Gambar 6. Tanda Tangan eKTP

### 2.2. 2D-PCA

*Two Dimensional Principal Component Analysis* (2D-PCA) merupakan pengembangan dari metode *Principal Component Analysis* (PCA) yang berfungsi ekstraksi fitur untuk kompresi data. Metode 2D-PCA memiliki kelebihan dari metode PCA dari segi akurasi data dan kompleksitas waktu namun memiliki kekurangan yaitu membutuhkan banyak koefisien dalam menyimpan data [5].

Perbedaan metode PCA dan 2DPCA adalah pada langkah awal pengambilan matrik suatu citra. Jika pada metode PCA suatu matrik citra dua dimensi ( $m \times n$ ) maka matrik tersebut ditransformasi menjadi matrik baris atau matrik satu dimensi. Metode 2DPCA jika suatu matrik citra ( $m \times n$ ) maka matrik citra tersebut tidak perlu ditransformasi ke matrik satu dimensi. Suatu citra  $A$  dengan matrik berukuran ( $m \times n$ ) dan  $X$  menyatakan vektor kolom kesatuan- $n$  dimensi. Untuk memproyeksikan gambar  $A$ , ( $m \times n$ ) matriks ke  $X$  dengan transformasi linear berikut [5].

$$Y = AX \dots\dots\dots(1)$$

Setelah mendapatkan matrik citra X maka langkah selanjutnya normalisasi matrik tersebut dengan persamaan berikut [9].

$$X = \frac{X_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^N X_k^2}} \dots\dots\dots(2)$$

Kemudian menghitung *mean* matrik untuk mendapatkan matrik center dengan menggunakan persamaan 3 [10], atau juga bisa menggunakan persamaan 4 [9].

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \dots\dots\dots(3)$$

$$\mu = \frac{(X_{1,i} + X_{2,i} + X_{3,i} + \dots + X_{m,i})}{m} \dots\dots\dots(4)$$

Untuk mendapatkan *zero mean* ( $\Phi$ ) nilai  $\mu$  yang merupakan nilai *mean* matrik dimasukkan kedalam persamaan 5 [9].

$$\Phi_{j,i} = X_{j,i} - \mu \dots\dots\dots(5)$$

Dari hasil perhitungan *zero mean* digunakan untuk mendapatkan nilai matrik kovarian (C) dengan mengalihkan transpos *zero mean*, seperti terlihat pada persamaan 6 [9].

$$C = \frac{1}{m-1} (x_{j,i} - \mu_i) (x_{j,i} - \mu_i)^T \dots\dots\dots(6)$$

Untuk mendapatkan ciri dari suatu sampel yang direpresentasikan dalam bentuk matrik, maka dihitung *eigenvector* dan *eigenvalue* dari matrik kovarian. Jika C adalah matrik bujur sangkar dengan ukuran sembarang  $m > 1$ , maka vektor tak nol  $\Lambda$  pada  $R^n$  disebut *eigenvector* dari C jika  $C\Lambda$  suatu penggandaan skalar dari  $\Lambda$ , yang dihitung menggunakan persamaan 7 [9].

$$C \Lambda = \lambda \Lambda \dots\dots\dots(7)$$

Skalar  $\lambda$  disebut sebagai *eigenvalue* dari C dan  $\Lambda$  disebut sebagai *eigenvector* dari C yang berpadanan terhadap  $\lambda$ . Untuk mendapatkan *eigenvector*( $\Lambda$ ) dan *eigenvalue* ( $\lambda$ ), maka dari persamaan 7 dapat dituliskan menjadi persamaan 8 [9].

$$\text{Det} (\lambda I - C) = 0 \dots\dots\dots(8)$$

Hasil dari persamaan 8 adalah berupa vektor, yaitu *eigenvalue* ( $\lambda$ ) diurutkan secara menurun dari nilai paling besar menuju nilai paling kecil ( $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 \dots \dots \lambda_m$ ). *Eigenvector* ( $\Lambda$ ) yang bersesuaian dengan nilai terbesar dari *eigenvalue* mempunyai ciri yang paling dominan, sedangkan nilai *eigenvector* yang bersesuaian dengan *eigenvalue* yang paling kecil mempunyai ciri paling tidak dominan [9].

### 2.3. 2D-LDA

Perbedaan utama antara metode LDA dan 2DLDA adalah cara representasi data, jika LDA data direpresentasikan menjadi vector atau matrik satu dimensi sedangkan 2DLDA direpresentasikan menjadi matrik dua dimensi [11]. Missal ada dua data citra  $x_1$  dan  $x_2$ , langkah pertama adalah mencari *mean* kedua data citra tersebut dengan persamaan 9 [12]

$$\mu_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{x \in \omega_1} x, \mu_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{x \in \omega_2} x \dots\dots\dots(9)$$

Kemudian mencari matrik covarian dari kedua data dengan menggunakan persamaan 10 [12]

$$S_2 = \sum_{x \in \omega_2} (x - \mu_2)(x - \mu_2)^T \dots\dots\dots(10)$$

Setelah mendapatkan matrik covarian selanjutnya mencari *within class scatter matrix* dengan persamaan 11 [12].

$$S_w = S_1 + S_2 \dots\dots\dots (11)$$

Kemudian mencari *between class scatter matrix* dengan persamaan 12 berikut

$$S_B = (\mu_1 - \mu_2)(\mu_1 - \mu_2)^T \dots\dots\dots (12)$$

Langkah selanjutnya membentuk matrik proyeksi (W) menggunakan persamaan 13 [12]. Matrik proyeksi tersebut digunakan untuk proyeksi data baru (data testing).

$$S_W^{-1} S_B W = \lambda W \dots\dots\dots (13)$$

#### 2.4. Euclidean Distance

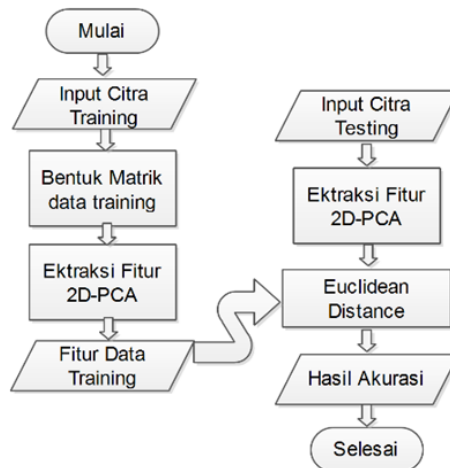
Sebuah proses ekstraksi fitur dilakukan, selanjutnya dilakukan pengklasifikasian dengan menggunakan metode klasifikasi tetangga terdekatnya (*Euclidean Distance*). Metode *Euclidean Distance* menghitung akar dari kuadrat perdedaan 2 vektor (*root square different between 2 vectors*) [13]. Rumus penghitungan jarak ditulis sebagai berikut:

$$d_e = \sqrt{\sum_{k=1}^m (f d_{i,k} - k_j)^2} \dots\dots\dots (14)$$

Dari bobot *Euclidean* ( $d_e$ ) diatas yang mempunyai bobot paling kecil akan digunakan sebagai nilai fitness dari sebuah citra tanda tangan yang digunakan untuk pengenalan.

#### 2.5. Perancangan Sistem

Penelitian ini membutuhkan suatu *propotype* yang akan digunakan untuk melakukan ujicoba. Prototype yang dibuat memiliki fungsionalitas yang terbatas tidak menggunakan *Graphical User Interface* hanya menggunakan jendela *command line* pada software Matlab. Pada gambar 7 merupakan diagram alur *prototype* dalam proses *training* maupun *testing* metode 2DPCA.



Gambar 7. Alur proses training dan testing metode 2DPCA

## 2.5.1. Proses Pembentukan data Training 2DPCA

### 2.5.1.1 Pembentukan Matrik Data Latih

Pada tahap ini setiap data latih dilakukan proses pembentukan matrik ( $m \times n$ ) sebanyak jumlah data latih yang digunakan. Misalnya jika data latih yang digunakan sebanyak 100 dan setiap data citra berukuran  $100 \times 100$  piksel maka data yang terbentuk adalah  $100 \times 100 \times 100$ . Berikut ini adalah contoh data matrik citra ttd001.jpg yang merupakan data citra tanda tangan dari kertas putih polos.

Tabel 1. Cuplikan matrik data latih ttd001

255	252	255	252	255	249	255	251	255	241	255
255	249	237	255	251	255	255	255	244	255	240
249	255	255	250	255	1	255	237	255	252	255
246	255	252	245	0	5	0	22	0	255	249
251	255	255	255	17	0	8	0	3	0	0
255	234	251	244	255	255	241	13	0	4	9
255	255	255	255	232	255	255	249	255	251	0
244	255	255	247	255	255	234	255	248	255	252
255	255	255	255	255	255	255	255	250	255	250

Data tabel 1 merupakan potongan dari matrik data latih. Nilai pada setiap *cell* pada tabel representasi dari nilai tiap piksel data citra training. Citra hasil *threshold* merupakan citra 8 bit yang artinya setiap piksel mempunyai nilai 0 - 255, nilai 0 representasi dari warna hitam sedangkan nilai 255 representasi dari warna putih. Semakin redah nilainya semakin gelap warnanya atau mendekati warna hitam. Matrik data latih tersebut yang akan digunakan untuk membentuk matrik proyeksi.

### 2.5.1.2 Pembentukan Matrik Fitur Data Latih 2DPCA

Pada tahap ini metode 2DPCA melakukan ekstraksi fitur dari matrik data latih yang terbentuk sebelumnya. Proses ini menghasilkan dua matrik baru yaitu matrik *score* dengan ukuran ( $100 \times 100$ ) yang merupakan matrik fitur data *training* dan matrik proyeksi berukuran ( $100 \times 9 \times 100$ ). Potongan matrik *score* dapat dilihat pada tabel 2

Tabel 2. Cuplikan matrik ekstraksi fitur 2DPCA

0.000334	-0.00217	-0.93334	-0.12653	0.275757
-0.0013	0.002115	0.312521	0.01228	0.571556
0.001421	-0.0011	-0.09084	-0.00993	-0.51549
5.40E-05	0.000608	0.051528	0.006136	0.291305
0.000495	0.000555	-0.02296	0.00983	-0.19085
0.000232	5.22E-06	0.014212	-0.00154	0.095176
0.000623	0.000692	0.00174	0.005944	-0.06444

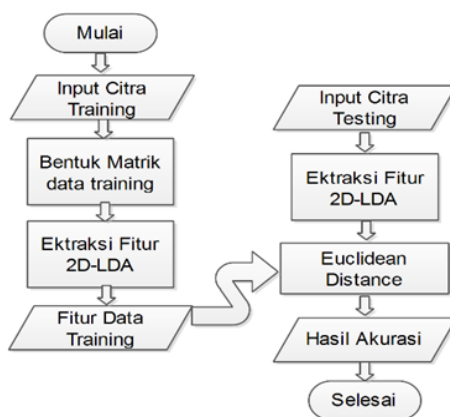
Tabel 3 merupakan potongan matrik proyeksi. Matrik proyeksi merupakan matrik yang digunakan untuk melakukan proyeksi data baru atau data *testing*. Kemudian melakukan pengukuran matrik *score* dengan matrik *testing* yang telah diproyeksikan sebelumnya dengan metode *Euclidian distance*.

Tabel 3. Cuplikan matrik Proyeksi 2DPCA

-1.682	-1.7556	-1.9555	152.0819	2.8284
-1.1886	-1.8411	-4.4865	106.2377	6.2687
-6.1181	-1.8795	1.1389	85.8592	-4.3174
-8.8677	1.3203	6.4502	46.3284	-3.7455
-6.7397	0.8487	6.6966	101.1739	-0.8698

2.5.2. Proses Pembentukan data Training 2DLDA

Alur proses *training* dan *testing* metode 2DLDA seperti pada gambar 8.



Gambar 8. Alur proses training dan testing metode 2DLDA

2.5.2.1. Pembentukan Matrik Data Latih

Sama halnya dengan tahap metode 2DPCA, pada tahap ini setiap data latih dilakukan proses pembentukan matrik ( $m \times n$ ) sebanyak jumlah data latih yang digunakan. Misalnya jika data latih yang digunakan sebanyak 100 dan setiap data citra berukuran 100x100 piksel maka data yang terbentuk adalah 100x100x100. Berikut ini adalah contoh data matrik citra ttd002.jpg yang merupakan data citra tanda tangan dari kertas putih polos

Tabel 4. Cuplikan matrik data latih ttd002

248	255	250	252	255	255	250	255	255	243
249	255	255	245	255	241	249	255	246	240
255	246	250	255	242	255	255	252	255	255
253	255	254	245	11	3	0	4	0	15
250	255	250	255	255	252	6	0	0	2
255	255	250	249	243	255	219	255	247	16
252	252	255	255	255	254	255	255	255	243

Data tabel 4 merupakan potongan dari matrik data latih. Nilai pada setiap *cell* pada tabel representasi dari nilai tiap piksel data citra *training*. Setiap *cell* mempunyai nilai antara 0 – 255, nilai 0 representasi dari warna hitam sedangkan nilai 255 representasi dari warna putih. Semakin rendah nilainya semakin gelap warnanya atau mendekati warna hitam. Matrik data latih tersebut yang akan digunakan untuk membentuk matrik proyeksi pada metode 2DLDA.

### 2.5.2.2. Pembentukan Matrik Fitur Data Latih 2DLDA

Pada tahap ini metode 2DLDA melakukan ekstraksi fitur dari matrik data latih yang terbentuk sebelumnya. Sama halnya dengan proses 2DPCA proses ini menghasilkan dua matrik baru yaitu matrik *score* dengan ukuran (100x100) yang merupakan matrik fitur data *training* dan matrik proyeksi berukuran (100x9x100). Potongan matrik *score* dapat dilihat pada tabel 5

Tabel 5. Cuplikan matrik ekstraksi fitur 2DLDA

-0.39089	0.268732	0.400849	0.004235	-0.29972
-0.39566	-0.0485	0.254505	-0.16986	0.072051
-0.27052	-0.23852	-0.01041	0.02423	0.005641
-0.00509	-0.01733	-0.12564	-0.02425	-0.02275
0.193496	0.015791	-0.16074	0.104413	0.06198
0.130382	0.087024	0.100192	-0.04531	-0.03477
0.012737	-0.00382	0.096129	-0.02561	0.00724

Tabel 6 merupakan potongan matrik proyeksi. Matrik proyeksi merupakan matrik yang digunakan untuk melakukan proyeksi data baru atau data *testing*. Kemudian melakukan pengukuran matrik *score* dengan matrik *testing* yang telah diproyeksikan sebelumnya dengan metode *Euclidian distance*.

Tabel 6. Cuplikan matrik proyeksi 2DLDA

-1.682	37.6073	16.7712	41.2119	5.0326
-24.8189	28.6349	13.0532	147.0046	-25.6913
-14.357	-192.787	17.6591	136.7384	-18.9352
-8.0792	-224.545	24.6203	81.4338	-1.7556
-1.5696	-36.6184	-270.555	77.4675	-1.8411
-10.807	-1.7556	-325.218	154.5588	-1.8795

### 3. Pengukuran Jarak dengan Euclidean Distance

Tahap akhir adalah melakukan pengukuran jarak antara matrik *score* dengan matrik proyeksi data *testing* yang sebelumnya sudah diproyeksi dengan matrik proyeksi data *training*. Jumlah data citra tanda tangan yang mempunyai kemiripan paling besar tiap kelasnya akan dihitung presentase dengan jumlah data *testing* yang digunakan. Berikut adalah persamaan *Euclidean Distance*.

Tabel 7. Hasil Euclidean Distance

Data ke-1	Data ke-2	Data ke-3	Data ke-4	Data ke-5	Data ke-6
14875.84	15141.99	15854.21	15854.21	15270.4	15270.4

Tabel 7 merupakan cuplikan data hasil perhitungan *Euclidean Distance* enam data dari 100 data *testing* yang digunakan. Semakin kecil nilainya maka semakin dekat jarak dengan citra yang dicocokkan.



#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### 4.1. Skenario Ujicoba

Skenario yang digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi ada 20 kombinasi *input* data dan setiap skenario menggunakan 200 data dan ada lima perbandingan presentase data *training* dan *testing* yaitu 100:100, 80:20, 75:25, 60:40 dan 50:50.

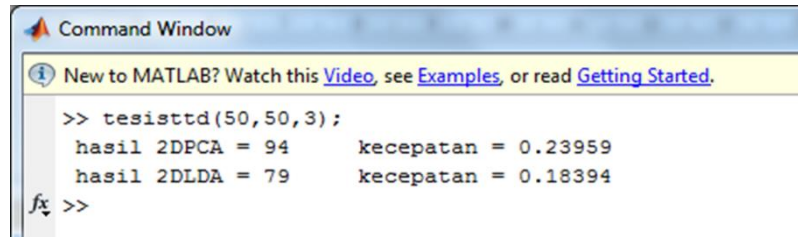
Tabel 8. Skenario Ujicoba

Skenario	Data Citra Tanda Tangan	Training % : Testing %
1	Polos 100%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
2	Polos 95% + ektp 5%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
3	Papyrus 100%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
4	Papyrus 95% + ektp 5%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
5	Shingle 100%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
6	Shingle 95% + ektp 5%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
7	Miring 100 %	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
8	Miring 95% + ektp 5%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
9	Miami 100%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
10	Miami 95% + 5%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
11	Polos 50% + Papyrus 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
12	Polos 50% + Shingle 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
13	Polos 50% + Miring 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
14	Polos 50% + Miami 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
15	Papyrus 50% + Shingle 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
16	Papyrus 50% + Miring 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
17	Papyrus 50% + Miami 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
18	Shingle 50% + Miring 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
19	Shingle 50% + Miami 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50
20	Miring 50% + Miami 50%	100:100, 80:20, 75:25, 60:40, 50:50

Pada tabel 8 skenario dibuat dengan 20 kombinasi bertujuan untuk mengetahui akurasi terbaik dari kondisi data *input* yang digunakan. Dengan mengetahui akurasi yang terbaik pada kondisi data input tertentu akan diketahui kelemahan dan kelebihan antara metode 2DPCA dan 2DLDA. Penggunaan data *training* dan *testing* yang berbeda bertujuan untuk mengetahui pengaruh penggunaan jumlah data *training* terhadap akurasi.

##### 4.2. Implementasi

*Prototype* untuk ujicoba dibangun dengan *software* Matlab 2013a dan diimplementasikan pada laptop menggunakan sistem Operasi Windows 7 Profesional *Service Pack 1* dengan spesifikasi RAM 4GB CPU Intel Core i3 2,4 GHz. Proses pertama yang dilakukan dalam implementasi sistem adalah memasukkan data citra tanda tangan hasil *preprocessing*. Data tersebut digunakan untuk data *training* dan data *testing*, setelah itu pengguna memasukkan nilai presentase data *training* maupun *testing* dan nomor skenario. Setelah itu sistem secara otomatis melakukan pengambilan data *training* dan *testing*, pembentukan data *training* metode 2DPCA maupun 2DLDA, ekstraksi fitur, mencari kemiripan menggunakan *Eclidean Distance* dan yang akan ditampilkan oleh sistem adalah hasil akurasi pengenalan citra tanda tangan dan kecepatan proses pengenalan.



```

Command Window
New to MATLAB? Watch this Video, see Examples, or read Getting Started.

>> tesisttd(50,50,3);
    hasil 2DPCA = 94      kecepatan = 0.23959
    hasil 2DLDA = 79      kecepatan = 0.18394

fx >>

```

Gambar 9. Contoh Ujicoba skenario 3

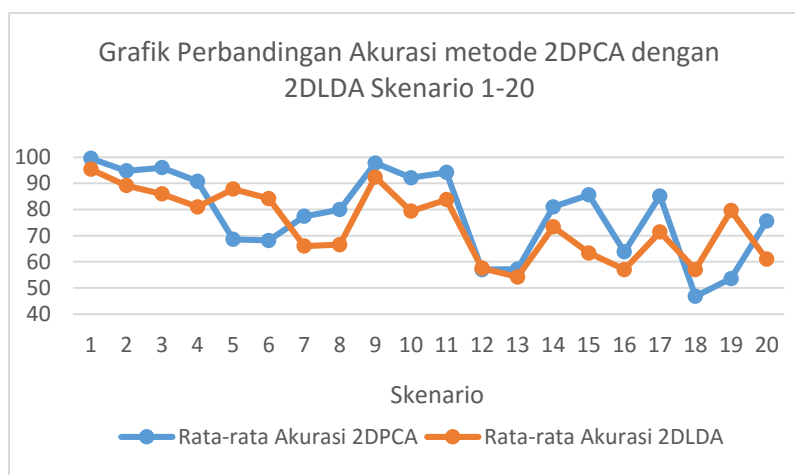
Pada gambar 9 merupakan contoh ujicoba menggunakan skenario nomor tiga dan menggunakan data training 50% testing 50%. Penggunaan data training 50% bearti data ke-1 sampai ke-10 setiap kelas citra tanda tangan digunakan untuk *training* dan total jumlah data training 100. Penggunaan data *testing* 50% data ke-11 sampai ke-20 setiap kelas citra tanda tangan total jumlah data *training* 100. Pada hasil ujicoba tersebut menghasilkan akurasi pengenalan citra tanda tangan dengan metode 2DPCA adalah 94% dan metode 2DLDA 79%. Kecepatan proses pengenalan citra tanda tangan dengan menggunakan metode 2DPCA 0.23959 detik dan metode 2DLDA 0.18394 detik.

#### 4.3. Analisa hasil ujicoba

Implementasi dari skenario ujicoba dicatat hasil setiap skenarionya. Dari setiap skenario dihitung rata-rata akurasi dan kecepatan proses kedua metode. Hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada tabel 9, dan dapat disajikan dalam grafik seperti pada gambar 10.

Tabel 9. Hasil Ujicoba

Skenario	Rata-rata Akurasi		rata-rata kecepatan	
	2DPCA	2DLDA	2DPCA	2DLDA
1	99.6	95.4	0.22308	0.207432
2	94.8	89.2	0.207442	0.19068
3	96	86	0.299922	0.267836
4	90.8	81	0.286168	0.265454
5	68.6	87.8	0.289732	0.269928
6	68.2	84.2	0.281016	0.271406
7	77.4	66	0.290426	0.254566
8	80	66.6	0.290714	0.270426
9	97.8	92.4	0.275284	0.25669
10	92.2	79.4	0.296538	0.27938
11	94.2	84.6	0.353882	0.333916
12	57	57	0.281108	0.269162
13	57.2	54.2	0.239444	0.214436
14	81	73.4	0.235352	0.210766
15	85.6	63.4	0.238554	0.211718
16	63.8	57	0.220174	0.201116
17	85.2	71.4	0.2096	0.199104
18	46.8	57	0.236484	0.211502
19	53.6	79.6	0.22236	0.204246
20	75.6	61	0.233728	0.21363
Rata-rata	78.27	74.33	0.26055	0.24017



Gambar 10. Grafik Perbandingan Akurasi metode 2DPCA dengan 2DLDA Skenario 1-20

Pada gambar 10 yang memvisualisasikan perbandingan akurasi kedua metode dalam pengenalan citra tanda tangan diketahui bahwa metode 2DPCA lebih akurat dengan rata-rata akurasi 78.27% dibanding dengan metode 2DLDA yang memiliki rata-rata akurasi 74.33%. Akurasi maksimal metode 2DPCA terjadi pada skenario satu pada presentase data *training* dan *testing* 100:100, 80:20, 75:25 dan 60:40 dengan akurasi 100% dan rata-rata akurasi skenario satu 99,6%. Metode 2DLDA akurasi maksimal terjadi pada skenario satu pada presentase data *training* dan *testing* 100:100 dan 80:20 dengan akurasi 100% dan rata-rata akurasi skenario satu yaitu 95,4%.

Metode 2DPCA mampu mengenali citra tanda tangan yang mempunyai variasi kondisi kemiringan tanda tangan yang beragam dengan akurasi yang lebih tinggi dari pada metode 2DLDA. Hal itu terjadi pada skenario 7 dengan rata-rata akurasi metode 2DPCA 77,4% sedangkan metode 2DLDA 66%. Namun metode 2DLDA lebih akurat dengan data citra tanda tangan yang memiliki banyak noise dibanding metode 2DPCA. Hal itu terjadi pada skenario 5, 6, 18 dan 19 dengan nilai akurasi metode 2DLDA masing-masing skenario yaitu 87,8%, 84,2%, 57% dan 79.6% sedangkan metode 2DPCA 68,6%, 68,2%, 46,8% dan 53,6%. Pada 5, 6, 18 dan 19 data citra tanda tangan menggunakan data citra yang bercorak *Shingle*. Sedangkan metode 2DPCA tingkat akurasinya rendah jika data yang digunakan memiliki *noise* yang besar.

Dari hasil analisa tersebut metode 2DPCA lebih akurat digunakan untuk pengenalan citra tanda tangan yang mempunyai *noise* kecil dan citra tanda tangan yang memiliki kondisi kemiringan yang bervariasi. Sedangkan metode 2DLDA lebih akurat digunakan untuk pengenalan citra tanda tangan yang memiliki *noise* yang besar.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Rima Wahyuningrum dengan studi kasus citra senyuman yang menyatakan bahwa akurasi metode 2DLDA 96,97% dan metode 2DPCA 93,33%. Sedangkan rata-rata akurasi pengenalan citra tanda tangan dari penelitian ini untuk metode 2DPCA yaitu 78.27% sedangkan metode 2DLDA 74.33%. Pada penelitian ini metode 2DPCA lebih akurat dibanding metode 2DLDA untuk studi kasus citra tanda tangan. Tingkat akurasi metode 2DPCA dan 2DLDA pada penelitian ini lebih rendah dari hasil penelitian Rima karena menggunakan enam variasi data citra tanda tangan yang berbeda yang digunakan untuk *training* dan *testing* pada skenario ujicoba.

Pada penelitian implementasi metode PCA untuk pengenalan tandan tangan yang dilakukan oleh Resty Wulaningrum, akurasi metode PCA mencapai 98%. Nilai akurasi tersebut bisa didapat karena melakukan partisi pada citra tanda tangan yang digunakan untuk penelitian. Pada penelitian yang dilakukan penulis rata-rata akurasi pengenalan citra tanda tangan yaitu 78.27%. Presentase akurasi tersebut lebih rendah dari metode PCA yang dilakukan oleh Resty

karena penulis tidak melakukan partisi pada citra tanda tangan yang digunakan pada metode 2DPCA.

Dari 20 skenario ujicoba rata-rata kecepatan metode 2DLDA yaitu 0.24017 detik sedangkan metode 2DPCA yaitu 0.26055 detik. Waktu proses pengenalan tercepat metode 2DPCA terjadi pada skenario 2 dengan rata-rata kecepatan 0.207442 detik. Waktu proses pengenalan tercepat metode 2DLDA terjadi pada skenario 2 dengan rata-rata kecepatan 0.19068 detik. Waktu proses pengenalan tercepat metode 2DPCA berdasarkan presentase penggunaan data *training* dan *testing* terjadi pada 50 : 50 dengan rata-rata kecepatan 0.1667435 detik. Sedangkan waktu proses pengenalan tercepat metode 2DLDA berdasarkan presentase penggunaan data *training* dan *testing* terjadi pada 50 : 50 dengan rata-rata kecepatan 0.1544425 detik. Dari analisa tersebut untuk mendapatkan waktu proses pengenalan yang cepat jumlah data *training* yang digunakan sedikit karena jika semakin banyak data *training* yang digunakan maka waktu yang digunakan untuk membentuk data *training* semakin lama.

Tabel 10. Rata-rata Akurasi dan Kecepatan Setiap Sub Skenario Keseluruhan

No	Data (%) training : testing	Rata-rata akurasi setiap sub scenario (%)		Rata-rata waktu setiap sub scenario (detik)	
		2DPCA	2DLDA	2DPCA	2DLDA
1	100:100	100	100	0.559364	0.529497
2	80:20	82.4	80.95	0.218172	0.189244
3	75:25	76.6	73.6	0.191099	0.172645
4	60:40	68.75	63.1	0.167374	0.155021
5	50:50	63.6	55.3	0.166744	0.154443

Pada tabel 10 akurasi optimal metode 2DPCA dan 2DLDA terjadi pada sub skenario nomor 2 dengan perbandingan data *training* dan *testing* 80:20. Pada sub skenario tersebut jumlah data yang digunakan untuk *training* adalah 160 dari 200 data yang digunakan, 40 data sisanya untuk *testing*. Dari 200 data ujicoba terdiri dari 10 kelas data tanda tangan setiap kelas mempunyai 20 data, maka untuk mencapai akurasi dan kecepatan maksimal memerlukan penggunaan data *training* sebanyak 16 data setiap kelasnya.

Hasil penelitian ini metode 2DPCA dan 2DLDA dapat diimplementasikan pada sistem presensi dengan perekam tanda tangan elektronik, untuk sistem validasi tanda tangan nasabah bank secara elektronik, untuk sistem validasi tanda tangan elektronik dalam transaksi *online*, dan sistem pengunci pada *smartphone*.

## 5. KESIMPULAN

Dari hasil uji coba yang telah dilakukan maka didapatkan kesimpulan seperti berikut ini:

1. Tingkat akurasi pengenalan citra tanda tangan menggunakan metode 2DPCA yaitu rata-rata 78.27% dan metode 2DLDA rata-rata 74.33%. Akurasi maksimal kedua metode berdasarkan presentase data *training* dan *testing* sebagai berikut:
  - a. Akurasi maksimal metode 2DPCA terjadi pada skenario satu pada presentase data *training* dan *testing* 100:100, 80:20, 75:25 dan 60:40 dengan akurasi 100% dan rata-rata akurasi skenario satu 99,6%. Akurasi optimal metode 2DPCA yaitu pada penggunaan data *training* dan *testing* 80% : 20% dengan rata-rata akurasi 82,4 % dan kecepatan rata-rata 0.218172 detik
  - b. Akurasi maksimal metode 2DLDA terjadi pada skenario satu pada presentase data *training* dan *testing* 100:100 dan 80:20 dengan akurasi 100% dan rata-rata akurasi skenario satu yaitu 95,4%. Akurasi optimal metode 2DLDA yaitu pada penggunaan data

- training* dan *testing* 80% : 20% dengan rata-rata akurasi 80,95% dan kecepatan rata-rata 0.189244 detik.
2. Kecepatan proses pengenalan citra tanda tangan menggunakan metode 2DPCA rata-rata 0.2605504 detik sedangkan menggunakan metode 2DLDA rata-rata 0.2401697 detik. Waktu pengenalan citra tanda tangan tercepat kedua metode berdasarkan presentase data *training* dan *testing* sebagai berikut:
    - a. Waktu tercepat metode 2DPCA berdasarkan presentase penggunaan data *training* dan *testing* terjadi pada 50 : 50 dengan rata-rata kecepatan 0.1667435 detik.
    - b. Waktu tercepat metode 2DLDA berdasarkan presentase penggunaan data *training* dan *testing* terjadi pada 50 : 50 dengan rata-rata kecepatan 0.1544425 detik.
  3. Untuk mencapai akurasi dan kecepatan optimal pengenalan citra tanda tangan menggunakan metode 2DPCA dan 2DLDA yaitu dengan menggunakan jumlah data *training* 160 dari 200 data yang digunakan, dari 200 data ujicoba terdiri dari 10 kelas data tanda tangan setiap kelas mempunyai 20 data, maka untuk mencapai akurasi dan kecepatan maksimal memerlukan penggunaan data *training* sebanyak 16 data setiap kelasnya.

## 6. SARAN

Dari hasil ujicoba pengenalan citra tanda tangan dengan menggunakan metode 2DPCA dan 2DLDA untuk saran-sarannya adalah sebagai berikut:

1. Diharapkan penelitian selanjutnya menggunakan data bercorak yang lebih bervariasi.
2. Diharapkan penelitian selanjutnya menggunakan data dengan ukuran yang lebih besar guna mengetahui hubungan keakurasian dan kecepatan pengenalan citra tanda tangan dengan citra yang berukuran lebih besar.
3. Diharapkan penelitian selanjutnya menggabungkan metode 2DPCA dengan 2DLDA untuk optimalisasi akurasi pengenalan citra tanda tangan dengan data yang mempunyai *noise* banyak.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Djunaidy, A., Soelaiman, R., Rusdianah, R., 2000, Verifikasi Tanda Tangan Berdasarkan Interpretasi Struktural dari Arah Gerak dan Tekanannya, [http://repository.gunadarma.ac.id/1195/1/VERIFIKASI%20TANDA%20TANGAN%20BERDASARKAN%20INTERPRETASI%20STRUKTURAL%20BERDASARKAN%20INTERPRETASI%20STRUKTURAL%20DARI%20ARAH%20GERAK%20DAN%20TEKANANNYA\\_UG.pdf](http://repository.gunadarma.ac.id/1195/1/VERIFIKASI%20TANDA%20TANGAN%20BERDASARKAN%20INTERPRETASI%20STRUKTURAL%20BERDASARKAN%20INTERPRETASI%20STRUKTURAL%20DARI%20ARAH%20GERAK%20DAN%20TEKANANNYA_UG.pdf), diakses tanggal 7 September 2014
- [2] Abbas, R., 1994, Backpropagation Networks Prototype For Off-Line Signature Verification, [www.cs.rmit.edu.au/~vc/papers/abbas-abc.ps.gz](http://www.cs.rmit.edu.au/~vc/papers/abbas-abc.ps.gz), diakses tanggal 10 Oktober 2014.
- [3] Belhumeur, P. N., Hespanha J. P., Kriegman D. J., 1997, Eigenfaces vs Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection, [vision.ucsd.edu/kriegman-grp/papers/pami97.pdf](http://vision.ucsd.edu/kriegman-grp/papers/pami97.pdf), diakses tanggal 4 November 2014
- [4] Wulaningrum, R., Utami, E., dan Amborowati, A., 2014, Implementasi Principal Component Analysis Untuk Identifikasi Citra Tanda Tangan, *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2014*, STMIK AMIKOM Yogyakarta, 19 Februari 2014
- [5] Yang, J., Zhang, D., Frangi, A. F., Yang, J. Y., 2004, Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition, <http://www.dtic.upf.edu/~afrangi/articles/pami2004.pdf>, diakses pada tanggal 13 April 2015.

- [6] Zheng, W. S., Lai, J. H., Li, S. Z., 2007, 1D-LDA versus 2D-LDA: When Is Vector-based Linear Discriminant Analysis Better than Matrix-based? , [http://www.eecs.qmul.ac.uk/~jason/Research/PreprintVersion/1D-LDA\\_vs.\\_2D\\_LDA\\_Preprint.pdf](http://www.eecs.qmul.ac.uk/~jason/Research/PreprintVersion/1D-LDA_vs._2D_LDA_Preprint.pdf), diakses tanggal 13 April 2015.
- [7] Wahyuningrum, R.T., Damayanti, F., 2010, Studi Perbandingan Pengenalan Citra Senyuman Berdasarkan Aesthetic Dentistry Menggunakan Metode 2D-PCA Dan Metode 2D-LDA, [http://kursor.trunojoyo.ac.id/wp-content/uploads/2012/03/vol5\\_no4\\_p2.pdf](http://kursor.trunojoyo.ac.id/wp-content/uploads/2012/03/vol5_no4_p2.pdf), diakses tanggal 3 April 2014.
- [8] Salambue, R., 2013, Pengenalan Pola Tanda Tangan dengan Metode Momennt Invariant dan Euclidean Distance, <http://jurnal.fmipa.unila.ac.id/-index.php/semirata/article/view/918>, diakses tanggal 23 April 2014.
- [9] Purnomo, M. H., Muntasa, A., 2010, *Konsep Pengolahana Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [10] Smith, L., 2002, A tutorial on Principal Components Analysis, [http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/studenttutorials/principal\\_components.pdf](http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/studenttutorials/principal_components.pdf), diakses tanggal 13 April 2015.
- [11] Ye, J., Janardan, R., Li, Q., 2005, Two-dimensional linear discriminant analysis, <http://papers.nips.cc/paper/2547-two-dimensional-linear-discriminant-analysis.pdf>, diakses tanggal 13 April 2015.
- [12] Farag, A. A., Elhabian, S. Y., 2008, A Tutorial on Data Reduction LDA, <http://www.di.univr.it/documenti/OccorrenzaIns/matdid/matdid437773.pdf>, diakses tanggal 11 April 2015.
- [13] Putra, D., 2009, *Sistem Biometrika*, Penerbit Andi, Yogyakarta
-