

PENGENALAN CITRA TANDA TANGAN MENGGUNAKAN METODE 2DPCA DAN EUCLIDEAN DISTANCE

Danar Putra Pamungkas¹⁾, Fajar Rohman Hariri²⁾

^{1),2)} Teknik Informatika Universitas Nusantara PGRI Kediri
Jl. KH. Achmad Dahlan 76, Kediri, Jawa Timur 64112
Email : danar.aflach@gmail.com¹⁾, dosendeso@gmail.com²⁾

Abstrak

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. Cara tersebut memiliki kelemahan yaitu 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 menggunakan metode 2DPCA untuk ekstraksi citra tanda tangan dan menggunakan metode Euclidean Distance untuk mencari kemiripan data tanda tangan. Dari hasil uji coba tingkat akurasi pengenalan citra tanda tangan menggunakan metode 2DPCA mencapai 97% dengan menggunakan citra berukuran 150x150 piksel dan 200x200 piksel. Akurasi optimal dapat dicapai dengan menggunakan ukuran citra tanda tangan 150x150 dengan akurasi 97% dan kecepatan 0.37679 detik

Kata kunci: tanda tangan, pengenalan, 2DPCA, 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]. 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]. Jika menggunakan sistem manual maka si pemeriksa tanda tangan harus teliti dalam melakukan pencocokan untuk menghindari 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. Pada tahun 2013 Riza Firdaus Ardiansyah melakukan penelitian tentang pengenalan pola tanda tangan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Data citra tanda tangan yang digunakan beresolusi 50x50 piksel dan akurasi pengenalan tanda tangan lebih dari 70% [3]. Akurasi pengenalan citra tanda tangan mencapai 83,33% menggunakan metode PCA dilakukan oleh Zaka Bil Fiqhi dengan menggunakan 50 komponen utama untuk setiap individu. [4].

Kelemahan dari metode PCA adalah kurang optimal dalam pemisahan antar kelas [5]. 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 [6]. Metode 2DPCA mempunyai rata-rata akurasi untuk pengenalan tanda tangan menggunakan ukuran citra 100x100 piksel adalah 78,27% dan rata-rata kecepatan proses pengenalan yaitu 0.2605504 detik [7]. Pada penelitian tersebut menggunakan data citra tanda tangan dengan enam kondisi yang berbeda dan hanya menggunakan data citra berukuran 100x100 piksel. Penelitian tersebut menyarankan menggunakan ukuran citra yang lebih besar untuk mengetahui perbandingan tingkat akurasi dengan ukuran data citra yang digunakan. Oleh karena itu penulis ingin mengetahui perbandingan tingkat akurasi metode 2DPCA terhadap ukuran data citra tanda tangan yang digunakan.

Peneliti menggunakan data citra tanda tangan yang bervariasi yaitu 50x50, 100x100, 150x150, 200x200 dan 250x250 piksel dan hanya menggunakan kondisi citra tanda tangan yaitu kertas putih polos. Peneliti juga akan membandingkan akurasi dengan kecepatan pengenalan citra tanda tangan untuk mengetahui akurasi yang

optimal dalam penggunaan data citra tanda tangan. 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 2013a. Untuk mengetahui kecepatan proses pengenalan citra tanda tangan peneliti menggunakan fungsi *tic* dan *toc* pada Matlab2013a. Proses *threshold* menggunakan metode *Otsu*

2. Pembahasan

Tanda Tangan

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]. 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. Pada kenyataannya, perubahan-perubahan tersebut dipengaruhi oleh waktu, umur, kebiasaan dan keadaan mental tertentu [2].

2D-PCA

Two Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA) merupakan pengembangan dari metode *Principal Component Analysis* (PCA) yang berfungsi ekstraksi fitur untuk kompresi data. Metode 2DPCA memiliki kelebihan dari metode PCA dari segi akurasi data dan kompleksitas waktu namun memiliki kekurangan yaitu membutuhkan banyak koefisien dalam menyimpan data [6].

Perbedaan metode PCA dan 2DPCA adalah pada langkah awal pengambilan matrik suatu citra. Jika pada metode PCA suatu matrik citra dua dimensi (m x n) maka matrik tersebut ditransformasi menjadi matrik baris atau matrik satu dimensi. Metode 2DPCA jika suatu matrik citra (m x n) maka matrik citra tersebut tidak perlu ditranformasi ke matrik satu dimensi. Suatu citra A dengan matrik berukuran (m x n) dan X menyatakan vektor kolom kesatuan-n dimensi. untuk memproyeksikan gambar A, (m x n) matriks ke X dengan transformasi linear persamaan 1 berikut [6].

Error! Reference source not found. (1)

Setelah mendapatkan matrik citra X maka langkah selanjutnya normalisasi matrik tersebut dengan persamaan 2 berikut [8]

Error! Reference source not found...... (2)

Keterangan:

- x_K : vektor kolom dari matrik x
- n : jumlah dimensi

Kemudian menghitung mean matrik untuk mendapatkan matrik center dengan menggunakan persamaan 3 [9].

Error! Reference source not found...... (3)

Atau juga bisa menggunakan persamaan 4 [8].

$\mu = \text{Error! Reference source not found.}$... (4)

Untuk mendapatkan *zero mean* (Φ) nilai μ yang merupakan nilai mean matrik dimasukkan kedalam persamaan 5 [7].

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

Dari hasil perhitungan *zero mean* digunakan untuk mendapatkan nilai matrik kovarian (C) dengan mengalihkan transpos *zero mean*, seperti terlihat pada persamaan 6 [8].

$C = \text{Error! Reference source not found.}$ ($x_{j,i} - \text{Error! Reference source not found.}$)^T (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 Λ pada R^n disebut *eigenvector* dari C jika $C\Lambda$ suatu penggandaan skalar dari Λ , yang dihitung menggunakan persamaan 7 [8].

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

Keterangan :

- C : matrik kovarian
- Λ : *eigenvector*
- λ : *eigenvalue*

Skalar λ disebut sebagai *eigenvalue* dari C dan Λ disebut sebagai *eigenvector* dari C yang berpadanan terhadap λ . Untuk mendapatkan *eigenvector*(Λ) dan *eigenvalue* (λ), maka dari persamaan 7 dapat dituliskan menjadi persamaan 8 [8].

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

Hasil dari persamaan 8 adalah berupa matrik, yaitu *eigenvalue* (λ) diurutkan secara menurun dari nilai paling besar menuju nilai paling kecil ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 \dots \dots \lambda_m$). *Eigenvector* (Λ) 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 [8].

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)[10]. Rumus penghitungan jarak ditulis sebagai berikut:

Error! Reference source not found. (9)

Keterangan :

- d_e : jarak euclidean
- $f d_i$: bobot citra pelatihan
- k_j : data bobot wajah test
- m : jumlah data pelatihan

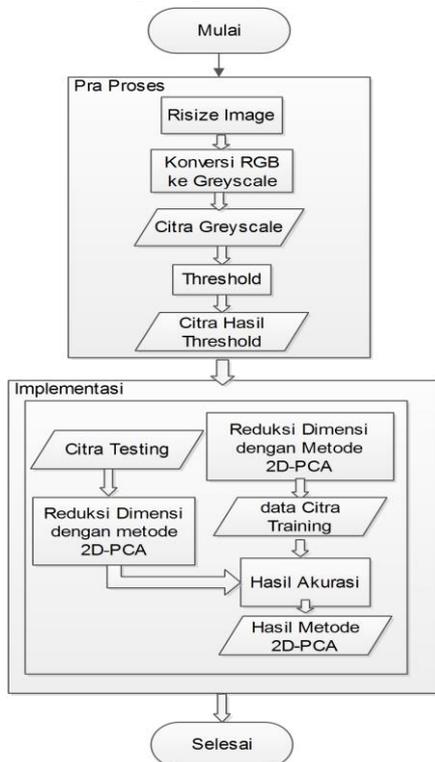
Dari bobot *Euclidean* (d_e) diatas yang mempunyai bobot paling kecil akan digunakan sebagai nilai fitness dari sebuah citra tanda tangan yang digunakan untuk pengenalan.

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 menggunakan kertas putih polos. Kemudian dilakukan *scanning* dan pemotongan gambar untuk data citra tanda tangan berukuran 50x50 piksel, 100x100 piksel, 150x150 piksel, 200x200 piksel dan 250 x250 piksel. Data citra tanda tangan yang digunakan sebanyak seribu. Gambar 1 merupakan salah satu contoh data citra tanda tangan hasil pemotongan dari citra *scan*.



Gambar 1. Citra tanda tangan

Proses penelitian ini terbagi menjadi dua yaitu pra proses dan implementasi seperti pada gambar 2.

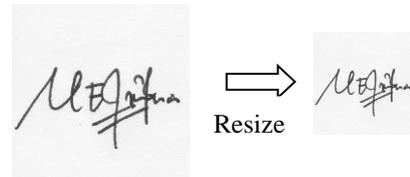


Gambar 2. Alur penelitian

Pra Proses

Resize Image

Sebelum data digunakan data harus dilakukan tahap pra proses untuk memudahkan langkah selanjutnya. Pada tahap ini proses yang dilakukan adalah mengubah ukuran gambar data tanda tangan dari ukuran asli menjadi 50x50 piksel, 100x100 piksel, 150x150 piksel, 200x200 piksel dan 250x250 piksel. Untuk mempermudah merubah ukuran citra tanda tangan sebanyak 1000 data pada penelitian ini menggunakan aplikasi *Caesium Image Compressor 1.7 Portable*. Misalnya pada gambar 3(a) data tanda tangan yang diambil dari kertas putih polos berukuran 300 x 330 piksel dilakukan proses *resize image* menjadi gambar 3(b) berukuran 100 x 100 piksel.



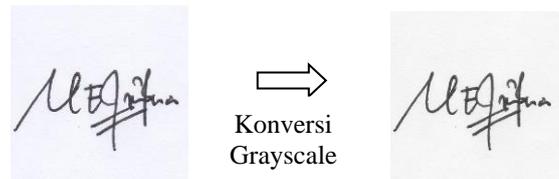
(a) (b)

Gambar 3. Resize Image

Gambar (a) Citra ukuran asli
 Gambar (b) Citra hasil resize

Konversi RGB ke Grayscale

Setelah data melalui proses *resize image* langkah selanjutnya konversi gambar *true color* yang memiliki tiga atribut yaitu *Red Green Blue* (RGB) menjadi gambar keabuan (*Grayscale*) yang memiliki satu atribut. Misalnya diketahui gambar hasil proses *resize* pada gambar 4(a) memiliki tiga atribut Red, Green dan Blue maka akan dilakukan proses konversi gambar menjadi *grayscale* pada gambar 4(b).



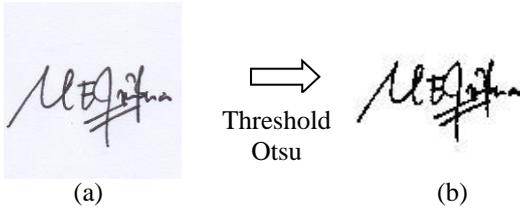
(a) (b)

Gambar 4. Konversi Grayscale

Gambar (a) Citra RGB
 Gambar (b) Citra *Grayscale*

Threshold

Pada tahap ini data gambar hasil konversi *grayscale* akan dilakukan *thresholding* atau mengubah gambar dari derajat keabuan menjadi gambar hitam putih. Metode *threshold* yang digunakan adalah metode Otsu. Misalnya diketahui data gambar 5(a) hasil konversi *grayscale* kemudian dilakukan proses *threshold* menjadi data gambar hitam putih seperti pada gambar 5(b).



Gambar 5. Proses Threshold
 Gambar (a) Citra *Grayscale*
 Gambar (b) Citra hitam putih

Pembentukan data latih 2D-PCA

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 100×100 piksel maka data yang terbentuk adalah $100 \times 100 \times 100$. Berikut ini adalah contoh data matrik citra *tt001.jpg*. Tabel 1 merupakan cuplikan matrik data latih *tt001.jpg*

Tabel 1. cuplikan matrik data latih *tt001*

| | | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 255 | 252 | 255 | 252 | 255 | 255 |
| 255 | 249 | 237 | 255 | 251 | 240 |
| 249 | 255 | 255 | 250 | 255 | 255 |
| 246 | 255 | 252 | 245 | 0 | 249 |
| 251 | 255 | 255 | 255 | 17 | 0 |

Pembentukan matrik fitur data latih 2D-PCA

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 (100×100) yang merupakan matrik fitur data *training* dan matrik proyeksi berukuran ($100 \times 9 \times 100$). Potongan matrik *score* dari kolom ke-1 sampai 4 dan baris ke-1 sampai ke-8 dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. cuplikan ekstraksi fitur *tt001*

| | | | |
|----------|----------|----------|----------|
| 0.000334 | -0.00217 | -0.93334 | -0.12653 |
| -0.0013 | 0.002115 | 0.312521 | 0.01228 |
| 0.001421 | -0.0011 | -0.09084 | -0.00993 |
| 5.40E-05 | 0.000608 | 0.051528 | 0.006136 |
| 0.000495 | 0.000555 | -0.02296 | 0.00983 |
| 0.000232 | 5.22E-06 | 0.014212 | -0.00154 |
| 0.000623 | 0.000692 | 0.00174 | 0.005944 |
| -0.0004 | 0.000199 | 0.010047 | 0.005291 |

Nilai – nilai pada tabel tersebut merupakan hasil dari perhitungan mulai dari *mean* data latih, nilai *eigenvalue* dan *eigenvektor*. Pada tabel 3 merupakan potongan matrik proyeksi dari kolom ke-1 sampai ke-5 dan baris

ke-1 sampai ke-6. 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*. Berikut code untuk membentuk matrik proyeksi 2DPCA

Tabel 3. cuplikan matrik proyeksi 2D-PCA

| | | | | |
|----------|---------|---------|----------|---------|
| -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 |
| -10.0059 | -4.6702 | 8.2669 | 48.0826 | 4.9997 |

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. Tabel 4 merupakan cuplikan data hasil perhitungan *Euclidean Distance* lima data dari 100 data *testing* yang digunakan. Semakin kecil nilainya maka semakin dekat jarak dengan citra yang dicocokkan

Tabel 4. Hasil *Euclidean Distance*

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

Uji Coba

Untuk mengetahui tingkat akurasi ada lima skenario yang digunakan menggunakan 200 data setiap skenario yang terdiri dari 100 data *training* dan 100 data *testing* dan 10 kelas data tanda tangan. Perbandingan presentase data *training* dan *testing* adalah 50% : 50%.

Tabel 5. Skenario *ujicoba*

| Skenario | Ukuran data citra (piksel) | Training % : testing % |
|----------|----------------------------|------------------------|
| 1 | 50 x 50 | 50 : 50 |
| 2 | 100 x 100 | 50 : 50 |
| 3 | 150 x 150 | 50 : 50 |
| 4 | 200 x 200 | 50 : 50 |
| 5 | 250 x 250 | 50 : 50 |

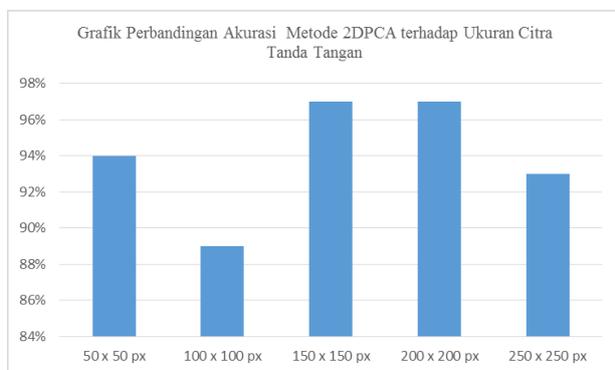
Analisis Hasil

Pada tabel 6 merupakan hasil dari lima skenario uji coba yang telah dilakukan.

Tabel 6. Hasil Uji Coba

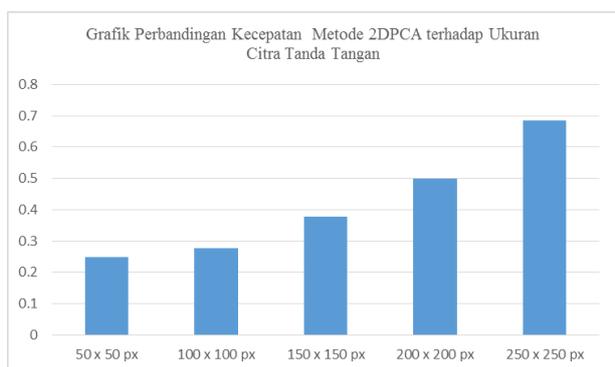
| Skenario | Ukuran data citra (piksel) | Akura si | Kecepatan (detik) |
|----------|----------------------------|----------|-------------------|
| 1 | 50 x 50 | 94% | 0.24792 |
| 2 | 100 x 100 | 89% | 0.27772 |
| 3 | 150 x 150 | 97% | 0.37679 |
| 4 | 200 x 200 | 97% | 0.49872 |
| 5 | 250 x 250 | 93% | 0.68547 |

Untuk mempermudah analisa hasil uji coba, data dari pada tabel 6 perbandingan akurasi setiap skenario dapat divisualisasikan pada gambar 6. Perbandingan kecepatan setiap skenario divisualisasikan pada gambar 7.



Gambar 6. Grafik perbandingan akurasi

Akurasi tertinggi terjadi pada ukuran citra 150x150 piksel dan 200x200 piksel yaitu 97%, sedangkan akurasi terendah terjadi pada ukuran citra 100x100 piksel yaitu 89% seperti pada gambar 6.



Gambar 7. Grafik perbandingan kecepatan

Kecepatan proses pengenalan citra tanda tangan tercepat adalah 0.24792 detik dengan menggunakan ukuran citra 50x50 piksel sedangkan paling lambat adalah 0.68547 detik dengan menggunakan ukuran citra 250x250 piksel seperti pada gambar 7. Semakin besar ukuran citra semakin lambat proses pengenalan citra tanda tangan karena matrik yang terbentuk dari citra tersebut besar

sehingga data matrik yang diproses banyak hal itu mempengaruhi komputasinya. Sebaliknya jika semakin kecil ukuran citra yang digunakan maka semakin cepat proses pengenalan citra tanda tangan.

Akurasi optimal dapat dicapai dengan menggunakan ukuran citra tanda tangan 150x150 dengan akurasi 97% dan kecepatan 0.37679 detik. Meskipun akurasi tersebut sama dengan penggunaan citra 200x200 piksel tetapi kecepataannya lebih lambat dari kecepatan dengan menggunakan citra 150x150 yaitu 0.49872 detik.

3. Kesimpulan

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

1. Tingkat akurasi pengenalan citra tanda tangan menggunakan metode 2DPCA mencapai 97% dengan menggunakan citra berukuran 150x150 piksel dan 200x200 piksel.
2. Akurasi optimal dapat dicapai dengan menggunakan ukuran citra tanda tangan 150x150 dengan akurasi 97% dan kecepatan 0.37679 detik

Daftar Pustaka

- [1] Djunaidy, Arif., Rully Soelaiman dan Rita Rusdianah, "Verifikasi Tanda Tangan Berdasarkan Interpretasi Struktural dari Arah Gerak dan Tekanannya", Komputer dan Sistem Intelijen (KOMMIT2000) Universitas Gunadarma, Depok, 2000.
- [2] Abbas, Rasha, "Backpropagation Networks Prototype For Off-Line Signature Verification", Departement of Computer Science RMIT, 1994.
- [3] Ardiansyah, Riza Firdaus, "Pengenalan Pola Tanda Tangan Dengan Menggunakan Metode PCA", Fakultas Ilmu Komputer, UNIDUS, Semarang, 2013.
- [4] Zaka Bil Fiqhi, "Pengenalan Tanda Tangan Menggunakan Analisis Komponen Utama(Pca) Dan Metode Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik", Teknik Elektro UNDIP, Semarang, 2014
- [5] Belhumeur, PN., Hespanha JP and Kriegman DJ, "Eigenfaces vs Fisherfaces : Recognition Using Class Specific Linear Projection", IEEE Trans on PAMI, 1997.
- [6] Yang, Jian., David Zhang and Alejandro, "Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition", IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2004.
- [7] Pamungkas, Danar Putra., Ema Utami., Armadyah Ambarowati., "Komparasi Pengenalan Citra Tanda Tangan Dengan Metode 2D-PCA dan 2D-LDA", Citec Journal, vol. 2, no. 4, pp.341-354, Agustus 2015.
- [8] Purnomo, M.H, Arif Muntasa, "Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2010.
- [9] Smith, Lindsay, "A tutorial on Principal Components Analysis", 2012.
- [10] Putra, Darma, "Sistem Biometrika", ANDI, Yogyakarta, 2009.

Biodata Penulis

Danar Putra Pamungkas, memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom), Jurusan Teknik Informatika Universitas Trunojoyo, lulus tahun 2012. Memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom) Program Pasca Sarjana Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM

STMIK AMIKOM Yogyakarta, 6-7 Februari 2016

Yogyakarta, lulus tahun 2015. Saat ini menjadi Dosen di Universitas Nusantara PGRI Kediri.

Fajar Rohman Hariri, memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom), Jurusan Teknik Informatika Universitas Trunojoyo, lulus tahun 2012. Memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom) Program Pasca Sarjana Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta, lulus tahun 2015. Saat ini menjadi Dosen di Universitas Nusantara PGRI Kediri.