

Investigasi Hubungan antara Jumlah Dimensi Parameter Ekstraksi Terhadap Keakurasian Pengenalan Tanda Tangan Secara Offline

FajrianNur Adnan, PratnyaSatriaSaelindri, BintiMamluatulKaromah
FakultasIlmuKomputer, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang 50131
E-mail : fajrian@research.dinus.ac.id; pratnya_tria@yahoo.com; mamliatul93@gmail.com

ABSTRAK

Tandatangan merupakan jenis biometric tingkah laku yang unik, susah ditiru, serta dapat digunakan untuk membedakan antar individu. Tandatangan sudah lama digunakan dan diterima sebagai identitas pribadi yang sah. Pengenalan tandatangan secara off-line yaitu proses pengenalan tandatangan dalam berbentuk digital. Pemilihan variable yang penting sangat diperlukan dalam proses klasifikasi dan pengenalan pola. Klasifikasi sulit dilakukan pada variable yang banyak, terlebih jika sebagian besar variable tersebut tidak relevan, seperti pada pengenalan tandatangan secara off-line, dimana background merupakan komponen yang dominan. Maka di perlukanlah teknik feature extraction untuk mendapatkan komponen utama pada gambar untuk mempermudah proses klasifikasi dalam pengenalan tandatangan. Beberapa teknik feature extraction seperti PCA dan LDA telah berhasil digunakan untuk mengekstrak fitur wajah dalam pengenalan wajah. Beberapa artikel pun membahas tentang kombinasi PCA dan LDA yang mampu menghasilkan keakurasian yang lebih baik. Dalam laporan kali ini, peneliti akan menggunakan PCA-LDA untuk mengekstrak fitur tandatangan offline dan menginvestigasi hubungan antara jumlah dimensi parameter ekstraksi terhadap keakurasian dalam pengenalan tandatangan. Hasil dari percobaan menunjukkan bahwa jumlah komponen penting yang digunakan, yang terkait dengan rasio varian serta jumlah informasi yang tidak relevan pada gambar yang terkandung pada parameter ekstraksi berpengaruh pada keakurasian pengenalan tanda tangan

Kata kunci : Feature Extraction, LDA, Parameter Ekstraksi, Pengenalan Tanda Tangan secara Offline

1. PENDAHULUAN

Identifikasi personal sangat penting dalam sistem keamanan. Beberapa sistem otentikasi biometrik seperti pengenalan wajah, pengenalan sidik jari, dan pengenalan suara telah dikembangkan untuk mengembangkan sistem keamanan yang konvensional. Tanda tangan menggunakan tulisan tangan adalah salah satu biometrik yang paling populer. Dengan menerapkan sistem pengenalan tanda tangan, berarti memberikan kemampuan kepada komputer untuk mampu mengenali dan mengklasifikasikan sebuah tanda tangan kedalam sebuah kelas yang memiliki pola yang mirip dengan tanda tang tersebut. Pengenalan tanda tangan secara offline mengidentifikasi pemilik tanda tangan, melalui pengenalan tanda tangan dalam bentuk digital. Mengenali tanda tangan off-line tidak mudah karena sebuah tanda tangan tidak akan sama persis jika ditulis diwaktu yang berbeda.

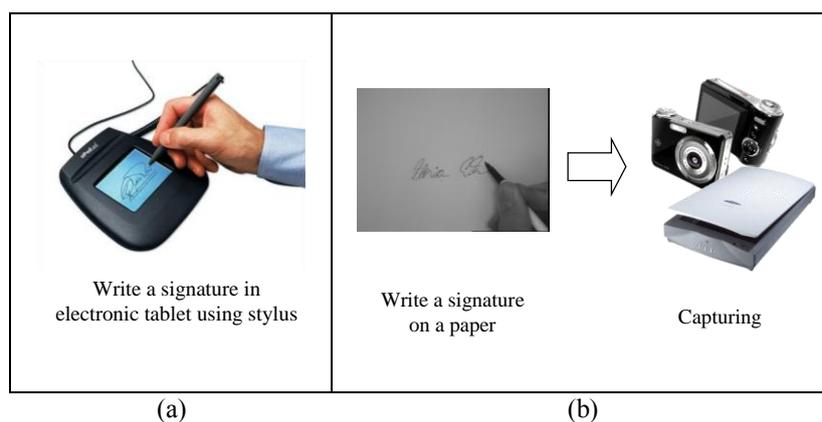
Selain pola yang selalu berbeda, kesulitan lain dalam sebuah pengenalan pola adalah dalam proses pencarian komponen utama. Sebuah gambar yang ditangkap oleh kamera atau scanner berisi informasi yang relevan maupun yang tidak relevan. Dalam kasus pengenalan tanda tangan, informasi yang relevan merupakan pola tanda tangan itu sendiri. Sedangkan informasi yang irelevan contohnya adalah background kertas yang melatar belakangi pola tersebut. Sebuah dataset yang didominasi oleh informasi yang irelevan sangat sulit untuk dikenali. Apabila informasi yang irelevan tersebut berpola sama antar data satu dengan data yang lain, maka semua data akan tampak mirip walaupun data itu berbeda. Apabila informasi yang irelevan berpola berbeda beda, maka sebuah data akan tampak berbeda dengan yang lain meskipun data tersebut adalah sama. Maka dari itulah sebuah teknik feature extraction diperlukan untuk mendapatkan komponen utama dari sebuah data, sehingga dapat mengurangi variabel atau informasi yang irelevan. Ekstraksi fitur merupakan bagian dari teknik dimensional reduction yang digunakan untuk mengurangi dimensi sebuah data dan mengambil komponen utama dari data tersebut melalui proses transformasi. Dalam studi sebelumnya, beberapa teknik feature extraction seperti Principal Component Analysis (PCA) dan Linear Discriminant Analysis (LDA) telah berhasil diterapkan pada pengenalan wajah [1], [2] dan pengenalan karakter tulisan tangan [3]. Beberapa penelitian juga menggunakan PCA di pengenalan tanda tangan off-line [4]. Penelitian tentang feature extraction di pengenalan tanda tangan off-line selalu berkembang untuk mendapatkan akurasi yang terbaik. Dengan menggunakan PCA-LDA, peneliti mencoba untuk mengekstrak komponen penting dan mengurangi informasi yang tidak relevan dalam gambar dari tanda tangan tulisan tangan, dimana jumlah komponennya yang tidak relevan seperti komponen latar belakang lebih dari jumlah komponen tangan. Adapun jumlah dimensi dari komponen utama yang akan dihasilkan nantinya adalah tergantung pada jumlah dimensi dari parameter ekstraksi yang digunakan untuk mentransformasi data tersebut Tujuan mengekstrak fitur kedalam sebuah komponen baru yang lebih kecil dimensinya tentunya berpengaruh pada proses pengenalan pola yang lebih mudah dan penghematan waktu serta memori

yang digunakan. Namun, seberapa banyakkah dimensi dari parameter ekstraksi yang akan digunakan agar tetap menghasilkan akurasi yang tetap tinggi, masih menjadi pertanyaan. Dalam penelitian kali ini, peneliti memiliki gagasan untuk menginvestigasi hubungan antara jumlah dimensi parameter ekstraksi yang digunakan untuk mentransformasi data menjadi komponen yang baru terhadap keakuratan dalam pengenalan tanda tangan secara offline.

2. PENGENALAN TANDA TANGAN

Proses otentikasi dengan menggunakan biometrik dapat dibedakan menjadi dua jenis meliputi identifikasi dan verifikasi[5]. Proses identifikasi dilakukan dengan membandingkan 1 data ke banyak data. Proses identifikasi digunakan untuk mencari identitas pemilik data yang belum diketahui. Berbeda dengan proses identifikasi, proses verifikasi dilakukan dengan membandingkan 1 data dengan 1 data yang dianggap benar, dan digunakan untuk memastikan apakah data tersebut benar merupakan data dari pemiliknya atau tidak. Bisa dikatakan, proses verifikasi digunakan untuk menentukan apakah data yang diuji merupakan data asli yang dimiliki oleh orang yang mengaku sebagai pemiliknya, ataukah palsu. Maka, sistem pengenalan tanda tangan dapat dikategorikan ke dalam modus identifikasi sistem identifikasi biometrik yang digunakan untuk mengidentifikasi pemilik tanda tangan. Proses utama adalah membandingkan tanda tangan yang tidak dikenal ke dalam beberapa bentuk digital dari tanda tangan yang sudah ada di database dan memberikan informasi tertentu tentang pemilik tanda tangan tersebut.

Berdasarkan data yang digunakan, pengenalan tanda tangan dapat dilakukan secara online maupun offline[6]. Pengenalan tandatangan dikatakan online apabila tanda tangan ditulis dengan menggunakan stylus dan komputer tablet. Pengenalan tanda tangan secara online biasanya lebih dititik beratkan pada penangkapan tekanan dalam menulis tanda tangan atau kecepatan menulis tanda tangan[7]. Pengenalan tanda tangan off-line dilakukan pada tanda tangan yang telah diubah kedalam bentuk digital dengan menggunakan kamera ataupun scanner.



Gambar2.1(a) Pengenalan Tanda Tangan On-Line (b) Pengenalan Tanda Tangan Off-line

3. FEATURE EXTRACTION

Feature extraction merupakan proses mengekstrak data asli melalui pemetaan fungsional, guna memperoleh informasi penting[8]. Analisis fitur merupakan komponen yang sangat penting dalam sistem pengenalan pola. Dalam pengenalan gambar, teknik ini membuat proses klasifikasi menjadi efektif dan efisien, dan meningkatkan keakuratan dan mempermudah proses identifikasi [9]. Analisis fitur memainkan peran penting dalam pengenalan tanda tangan. *Feature extraction* adalah teknik *dimensional reduction* yang digunakan untuk mengekstrak subset dengan dimensi yang lebih kecil dari dataset aslinya. *Feature extraction* akan mentransformasi dataset asli dengan dimensi yang tinggi kedalam subset dengan dimensi yang lebih kecil dengan menggunakan pemetaan fungsional, tanpa mengabaikan informasi yang penting[10]. Adapun alasan perlunya menjaga dimensi data sekecil mungkin untuk representasi pola adalah karena dengan menggunakan dimensi lebih kecil, akan mengurangi usaha dalam pengukuran, dan meningkatkan keakuratan dalam klasifikasi. Dengan menyederhanakan pola fitur, maka proses pengenalan tanda tangan akan dapat dilakukan lebih cepat namun dengan menggunakan memori yang lebih rendah. Principle Component Analysis (PCA) dan Linear Discriminant Analysis (LDA) merupakan teknik *feature extraction* yang sering digunakan dalam pengenalan pola, termasuk pengenalan wajah dan pengenalan tulisan tangan. Kombinasi kedua teknik pun telah dilakukan guna meningkatkan keakuratan dalam klasifikasi dan pengenalan pola. Adapun penjelasan lebih dalam mengenai kedua teknik tersebut akan dipaparkan sebagai berikut.

3.1. Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik *dimensional reduction* yang dapat digunakan untuk memecahkan masalah kompresi dan pengenalan. PCA juga dikenal sebagai Hotelling atau ruang eigen Proyeksi atau Karhunen dan Leove (KL). PCA merubah ruang data asli atau gambar ke dalam satu set ruang bagian dari Komponen Dasar (PC) sehingga dimensi ortogonal pertama sub ruang ini menangkap sedikitnya jumlah variansi di antara gambar, berdasarkan karakteristik, statistik, dan target. Komponen output dari transformasi ini adalah ortogonal atau tidak berkorelasi, dan mean square error dapat menjadi terkecil saat menjelaskan vektor asli dengan komponen output. PCA adalah teknik transformasi populer yang hasilnya tidak langsung berkaitan dengan sampel komponen fitur tunggal yang asli. PCA memiliki potensi untuk melakukan ekstraksi fitur. Pca telah berhasil diterapkan pada pengenalan wajah, denoising gambar, kompresi data, data mining, dan mesin belajar. PCA digunakan untuk mengubah sampel ke dalam ruang baru untuk menunjukkan sampel.

Metode PCA cenderung untuk menemukan proyeksi matriks W_{opt} , yang memaksimalkan determinan dari *total scatter matrix* sampel yang diproyeksikan sebagai :

$$W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T S_T W|}{|W^T S_W W|} \quad (1)$$

Dimana μ merupakan rata-rata nilai vektor dari semua sampel dalam training set. x_i merupakan representasi vektor sampel ke-i dan c adalah jumlah sampel pelatihan. *Feature extraction* dengan menggunakan PCA dilakukan melalui beberapa tahap diantaranya adalah sebagai berikut:

- Menghitung total scatter matrix dari data vektor

$$S_T = \sum_{i=1}^c (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad (2)$$

- Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvektor* dari *total scatter matrix* yang telah diperoleh, dengan menggunakan :

$$W = eig(S_T) \quad (3)$$

- Mengurutkan *eigenvalue* dan *eigenvector* sesuai dengan urutan *eigenvalue* dari urutan terbesar ke yang terkecil
- Menentukan jumlah dimensi yang digunakan, dan mengambil *eigenvalue* tertinggi sejumlah dengan yang telah ditentukan sebelumnya.
- Mengekstrak fitur dengan cara memproyeksikan data asli terhadap *eigenvalue*.

$$P = W^T X \quad (4)$$

3.2. Linear Discriminant Analysis (LDA).

LDA merupakan pendekatan statistik klasik yang digunakan untuk pembelajaran secara *supervised* dan diklasifikasi [11]. Dalam statistik Analisis diskriminan, pemisahan kriteria dirumuskan oleh *within-class*, *between-class*, dan *total scatter matrix*. S_W merupakan *within-class scatter matrix*, penyebaran sampel dari vektor masing-masing yang diharapkan, dan S_B adalah *between-class scatter matrix* yang menunjukkan tersebarnya vektor yang diharapkan. Keterpisahan kelas diformulasikan dengan mengubah matrik ke nomor.

LDA termasuk dalam klasifikasi yang digunakan untuk meningkatkan informasi diskriminatif kelas ruang bawah dimensi dengan transformasi linear.

LDA juga termasuk pada algoritma pembelajaran *supervised*, yang setiap objek dalam set data dilengkapi dengan label telah ditetapkan sebelumnya. Ide utama dari metode LDA adalah untuk menemukan arah proyeksi optimal (transformasi), dengan memaksimalkan rasio dari *between-class* terhadap *within-class scatter matrix*, dari sampel yang diproyeksikan [12], [13]. Transformasi optimal dalam LDA dapat dengan mudah dihitung dengan menerapkan *eigendecomposition* pada *scatter matrix*.

Algoritma LDA tidak jauh berbeda dari algoritma PCA. Kedua algoritma tersebut sama-sama menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector* dari *scatter matrix*. Namun perbedaannya adalah LDA menghitung *eigenvalue* berdasarkan *within-class scatter matrix* dan *between-class scatter matrix*. Sedangkan PCA mendapatkan *eigenvalue* dan *eigenvector* dari *total scatter matrix* yang telah diperoleh. Adapun langkah-langkah dasar dalam LDA adalah sebagai berikut :

- Menghitung *within-class scatter matrix* dari data vektor

$$S_W = \sum_{i=1}^c (x_i - \mu_{k_i})(x_i - \mu_{k_i})^T \quad (5)$$

- Menghitung *between-class scatter matrix* dari data vektor

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (6)$$

S_B adalah *between-class scatter matrix*, S_W adalah *within-class scatter matrix*, sedangkan $S_T = S_B + S_W$ merupakan *total scatter matrix*, notasi c adalah jumlah total sampel dalam set seluruh gambar, x_i adalah sampel dari fitur vektor, dan μ_i adalah vektor dari gambar kelas yang x_i miliki. μ_i berarti fitur vektor dari kelas i , dan n_i adalah no, mor dari sampel dalam gambar kelas i .

- Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector* dari kedua *scatter matrix* yang telah diperoleh, dengan menggunakan :

$$W = \text{eig}(S_T^{-1} S_B) \quad (7)$$

- Mengurutkan *eigenvalue* dan *eigenvector* sesuai dengan urutan *eigenvalue* dari urutan terbesar ke yang terkecil
- Menentukan jumlah dimensi yang digunakan, dan mengambil *eigenvalue* tertinggi sejumlah dengan yang telah ditentukan sebelumnya.
- Mengekstak fitur dengan cara memproyeksikan data asli terhadap *eigenvalue*.

$$P = W^T X \quad (8)$$

4. EKSPERIMEN

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data, *preprocessing*, pengekstrakan fitur dan pemilihan parameter ekstraksi, dan yang terakhir adalah proses pengujian keakuratan pengenalan tanda tangan dengan menggunakan beberapa parameter ekstraksi yang telah diperoleh sebelumnya.

4.1. Pengumpulan Data

Eksperimen dilakukan dengan menggunakan gambar digital dari tanda tangan. Gambar digital tersebut dapat diperoleh dengan men-*scan* tanda tangan, dan mengubahnya ke dalam bentuk digital. Pilihan lain adalah menggunakan dataset yang sudah disediakan dari penelitian lain. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan data yang disediakan dalam [14]. dataset mengandung dari 1320 gambar. Off-line tanda tangan diperoleh dari 55 penulis yang penulis masing-masing menandatangani 24 kali. Gambar disediakan dalam format "PNG", dengan berbagai ukuran dan jenis warna.

- Jumlah peserta : 55
- Total tanda tangan peserta : 24
- Jumlah gambar : 1320
- Format gambar : PNG
- Ukuran gambar : berbagai
- Warna jenis : berbagai (RGB dan grayscale)

Dataset yang telah diperoleh dipisahkan menjadi dua bagian meliputi *training dataset* dan *testing dataset*. 60% (14) gambar dari setiap penulis dikumpulkan ke *training dataset*. Gambar sisanya (10) akan dikumpulkan ke dalam *testing dataset*. Jadi, gambar total dalam dataset tes terdiri dari 550 gambar. Proses klasifikasi yang akan diterapkan adalah dengan metode pembelajaran supervised, sehingga perlu dilakukan pelabelan pada data sesuai dengan penulisnya.

4.2. Preprocessing

Dataset yang diperoleh tidak dapat langsung diekstrak menggunakan teknik *feature extraction*. Dataset tersebut perlu melalui tahap *preprocessing* agar data tersebut dapat diproses di tahap *feature extraction*. Jenis teknik *preprocessing* yang digunakan adalah mengubah ukuran, warna normalisasi dan membentuk kembali gambar.

- 1) *Mengubah ukuran gambar*: Tujuan utama dari mengubah ukuran gambar adalah untuk menyamakan ukuran gambar yang akan diproses dalam ekstraksi fitur. Tujuan lain dari pengubahan ukuran gambar adalah untuk meminimalkan komputasi dan konsumsi memori. Pada tahap ini, ukuran gambar yang bervariasi, semuanya akan diubah ke ukuran 18x30
- 2) *Normalisasi warna*: Adapun tujuan normalisasi warna adalah untuk membuat gambar dengan nilai-nilai skalar tunggal untuk setiap pixel atau mengambil nilai warna tunggal dari gambar. Untuk mendapatkan nilai tunggal dari warna berbeda, gambar perlu diubah dari RGB ke grayscale. Matlab menyediakan fungsi untuk mengkonversi RGB ke grayscale dengan koefisien $\alpha = 0.2989$, $\beta = 0.5870$, $\gamma = 0.1140$
- 3) *Reshape gambar*: mengubah gambar 2D ($m \times n$) kedalam bentuk vektor 1D dengan ukuran ($m \times n$) dimana satu vektor mewakili 1 gambar. Pada eksperimen kali ini, gambar dengan ukuran 18x30 akan diubah kedalam vektor dengan ukuran 540. Setelah dilakukan reshape gambar, maka dari data yang ada di training dataset akan diperoleh matrix (540×770), dan dari testing dataset akan diperoleh matrix dengan ukuran 540×550

4.3. Feature extraction

Setelah semua gambar berukuran yang sama, direpresentasikan dalam vektor 1D, data siap untuk mengekstrak dengan menggunakan *dimensional reduction*. PCA dan LDA adalah teknik umum dalam *dimensional reduction*. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan kombinasi antara PCA dan LDA (PCA-LDA) untuk mendapatkan parameter ekstraksi dan mengekstrak fitur dari tanda tangan. Tahapan dari *feature extraction* dengan menggunakan PCA-LDA adalah diawali dengan mengekstrak fitur menggunakan PCA. Hasil dari tahapan ini adalah parameter ekstraksi berupa sejumlah eigenvalue dari total scatter matrix yang biasa disebut dengan *eigenspace*, beserta proyeksi gambar yang selanjutnya akan digunakan sebagai inputan dalam ekstraksi fitur menggunakan LDA. Dari tahapan kedua ini, akan didapatkan parameter ekstraksi berupa sejumlah *eigenvalue* dari *within-class* dan *between-class scatter matrix* yang disebut dengan *fisherspace*, beserta proyeksi gambar yang merupakan hasil akhir dari *feature extraction*. Dua parameter ekstraksi (*eigenspace* dan *fisherspace*) inilah yang akan digunakan untuk mengekstrak gambar yang ada pada *testig dataset*. Dalam eksperimen ini, peneliti akan menggunakan 60 dimensi pada ekstraksi fitur menggunakan PCA, dan mengambil beberapa ukuran dimensi dari parameter ekstraksi di LDA yang akan digunakan untuk mengekstraksi fitur. Adapun ukuran dimensi dari parameter ekstraksi yang akan digunakan adalah sebagai berikut:

- 10 dimensi
- 20 dimensi
- 30 dimensi
- 40 dimensi
- 50 dimensi
- 60 dimensi

4.4. Pengujian Pengenalan Tanda Tangan

Teknik klasifikasi yang akan digunakan untuk proses pengenalan tanda tangan adalah *euclidean distance*. Proses klasifikasi diawali dengan menghitung jarak antara proyeksi gambar yang diuji terhadap masing-masing proyeksi gambar yang ada di train dataset. Setelah semua jarak diperoleh, maka vektor yang memiliki jarak terdekatlah yang dianggap memiliki pola yang sama, atau tergolong dalam kelas yang sama. Adapun euclidean distance dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$d_i(x, y_i) = \|x - y_i\|^2 \quad (9)$$

dimana

$$\|z\| = \sqrt{z^2} = \sqrt{z^T z} \quad (10)$$

$$d(x, y_i) = \left(\sqrt{(x - y_i)^T (x - y_i)} \right)^2 \quad (11)$$

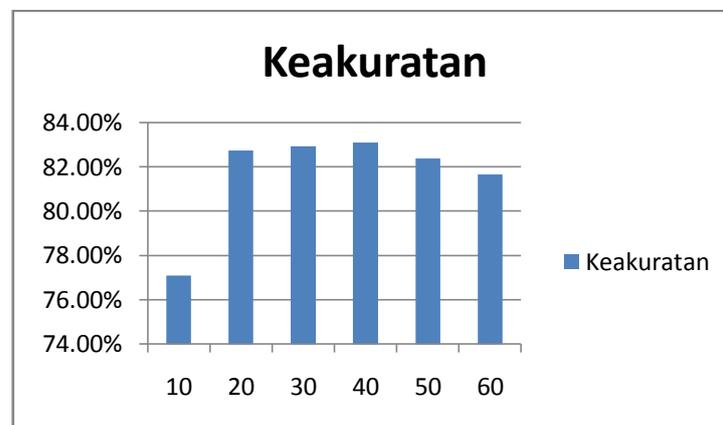
$$d(x, y_i) = (x - y_i)^T (x - y_i) \quad (12)$$

5. Hasil dan Pembahasan

Percobaan dilakukan dengan menggunakan gambar ukuran 18x30. PCA-LDA digunakan untuk mengekstraksi fitur dengan mengubah data asli dengan dimensi 540 ke dalam komponen baru dengan dimensi antara 10 sampai dengan 60. Untuk menyelidiki korelasi antara jumlah dimensi parameter ekstraksi terhadap tingkat keakuratan pada pengenalan tanda tangan secara offline, percobaan ini dilakukan menggunakan jumlah dimensi yang berbeda dari parameter ekstraksi, meliputi 10, 20, 30, 40, 50, dan 60 dimensi. Hasil percobaan ditunjukkan pada Tabel 5.1

Tabel 5.1 Rata-Rata Pengenalan dari LDA (PCA+LDA) Berdasarkan Jumlah Dimensi Parameter Ekstraksi

Dimensi pada Parameter Ekstraksi	Akurasi
10	77,09%
20	82,73%
30	82,91%
40	83,09%
50	82,36%
60	81,64%



Gambar 5.1 tingkat akurasi yang diperoleh dari *feature extraction* menggunakan PC-LDA dengan variasi ukuran parameter ekstraksi

Berdasarkan Tabel 5.1 di atas terlihat akurasi dari LDA cenderung berkurang ketika ukuran gambar lebih tinggi. Itu mungkin karena adanya gangguan ketika gambar berukuran besar. Apabila jumlah dimensi parameter ekstraksi yang digunakan masih cukup besar, memungkinkan komponen tersebut masih mengandung beberapa informasi yang irelevan seperti komponen-komponen background gambar tersebut. Semakin tinggi dimensi yang digunakan, maka semakin banyak komponen irelevan yang terkandung dalam komponen baru tersebut, sehingga akan berpengaruh pada keakuratan pengenalan pola. Tingkat keakuratan pun akan semakin menurun apabila dimensi yang digunakan semakin kecil. Hal ini dikarenakan oleh ketersediaan informasi penting dalam komponen baru tersebut. Dengan mengurangi dimensi terlalu banyak, maka ada kemungkinan informasi penting yang terbuang pun semakin banyak. Hal ini berakibat pada komponen tandatangan yang diperoleh tak lagi utuh, dan beberapa subset dari tandatangan tersebut terlihat sama meskipun sebetulnya berbeda. Jumlah dimensi dari parameter ekstraksi juga memiliki hubungan dengan rasio varian data. Dalam tabel 5.3 ditunjukkan tingkat rasio varian data di setiap level dimensi. Kaitan antara rasio tersebut dengan tingkat keakuratan bisa dilihat saat jumlah dimensi dari parameter ekstraksi adalah 10. Kecilnya rasio varian pada 10 eigenvalue tertinggi hanya mengandung komponen sejumlah 79.35% dari data aslinya. Itu berarti ada sekitar 20.65% informasi yang terbuang, termasuk informasi penting. Maka hal ini berpengaruh pada tingkat keakuratan yang rendah. Pada jumlah dimensi 20, 30 dan 40 tingkat keakuratan tidak terlalu rendah, bahkan meningkat, karena ketersediaan informasi pada komponen yang baru lebih banyak. Sedangkan mulai dari dimensi ke 50 dan 60 meskipun rasio varian semakin tinggi, namun semakin banyak komponen yang digunakan, memungkinkan semakin bertambah pula informasi irelevan yang terkandung di dalamnya. Maka dari itu pada dimensi 50 dan 60 keakuratan menurun kembali. Penggunaan angka rasio di atas 90% masih tergolong aman karena masih menghasilkan nilai akurasi yang cukup tinggi, yaitu di atas 80%

Tabel 0.3 Rasio Variandari Eigenvalue

Dimensipada Parameter Ekstraksi	Rasio Varian
10	79.35%
20	93.45%
30	98.06%
40	99.58%
50	99.98%
60	100%

6. KESIMPULAN

Pada penelitian kali ini, peneliti mencoba untuk menginvestigasi hubungan antara dimensi parameter ekstraksi terhadap tingkat keakurasian pada pengenalan tandatangan secara offline. Pada percobaan yang telah dilakukan, bahwa jumlah dimensi yang digunakan berpengaruh terhadap tingkat keakurasian pada pengenalan tandatangan secara offline. Perubahan tersebut dapat dipengaruhi oleh angka rasiovarian yang semakin kecil pada dimensi yang rendah akan mengurangi tingkat keakurasian. Sedangkan penggunaan dimensi yang terlalu tinggi juga memungkinkan terjadinya penurunan karena kadar informasi irelvan yang mungkin terkandung didalamnya masih cukup banyak. Adapun pemilihan jumlah dimensi yang masih aman untuk mengekstrak fitur adalah dimensi dengan total rasiovarian diatas 90% karena tidak banyak informasi penting yang akan terbuang, serta masih menghasilkan nilai akurasi yang tinggi dalam pengenalan tandatangan secara offline.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Y. V. Lata, C. Kiran, B. Tungathurthi, H. R. M. Rao, A. Govardhan, and L. P. Reddy, "Facial Recognition using Eigenfaces by PCA," *International Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 587-590, 2009.
- [2] J. Lu, K. N. Plataniotis, and a N. Venetsanopoulos, "Face recognition using LDA-based algorithms.," *IEEE transactions on neural networks / a publication of the IEEE Neural Networks Council*, vol. 14, no. 1, pp. 195-200, Jan. 2003.
- [3] T.-fu Gao and C.-lin Liu, "High accuracy handwritten Chinese character recognition using LDA-based compound distances," *Pattern Recognition*, vol. 41, pp. 3442-3451, 2008.
- [4] M. M. Monwar and M. Gavrilova, "FES: A System for Combining Face, Ear and Signature Biometrics Using Rank Level Fusion," *Fifth International Conference on Information Technology: New Generations (itng 2008)*, pp. 922-927, Apr. 2008.
- [5] A. Zwiesele, A. Munde, C. Busch, and H. Daum, "BioIS study - Comparative Study of Biometric Identification Systems," in *Proceedings IEEE 34th Annual 2000 International Carnahan Conference on Security Technology (Cat. No.00CH37083)*, 2000.
- [6] S. Emerich, E. Lupu, and C. Rusu, "On-line Signature Recognition Approach Based on Wavelets and Support Vector Machines."
- [7] H. B. Kekre and V. a Bharadi, "Off-Line Signature Recognition Systems," *International Journal of Computer Applications*, vol. 1, no. 27, pp. 61-70, Feb. 2010.
- [8] A. Tsymbal, S. Puuronen, M. Pechenizkiy, M. Baumgarten, and D. Patterson, "Eigenvector-based Feature Extraction for Classification," *Artificial Intelligence*. pp. 1-5, 2002.
- [9] V. Nguyen, Michael Blumenstein, and G. Leedham, "Global Features for the Off-Line Signature Verification Problem," in *International Conference on Document Analysis and Recognition*, 2009.
- [10] X. Zhang, R. Li, and L. Jiao, "Feature Extraction Combining PCA and Immune Clonal Selection for Hyperspectral Remote Sensing Image Classification," in *2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, 2009, no. 2.
- [11] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, Second. Boston: Harcourt Brace Jovanovich, 1990.
- [12] S. Chowdhury, "A Hybrid Approach to Facial Feature Extraction and Dimension Reduction," *Science*, pp. 11-16, 2011.
- [13] R. Jafri and H. R. Arabnia, "A Survey of Face Recognition Techniques," *Journal of Information Processing Systems*, vol. 5, no. 2, pp. 41-68, Jun. 2009.
- [14] "Forensic/Questioned Document Examination," 2011. [Online]. Available: <http://www.cedar.buffalo.edu/NIJ/publications.html>.