

Studi Komparasi Ekstraksi Fitur pada Pengenalan Wajah Menggunakan *Principal Component Analysis (PCA)* dan *Wavelet Daubechies*

Riskyana Dewi Intan P¹⁾, Elly Matul Imah²⁾

Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Surabaya

¹⁾riskyanyakuy@gmail.com, ²⁾elly.matul@gmail.com

Abstrak

Paper ini membahas perbandingan ekstraksi fitur untuk pengenalan wajah menggunakan metode *Principal Component Analysis (PCA)* dan *Wavelet Daubechies* untuk pengenalan wajah. Basis wavelet *Daubechies* yang digunakan adalah wavelet db2, db4, dan db8. Setiap dekomposisi dilakukan hingga level ke-3 yang kemudian diambil fitur aproksimasi wavelet dan fitur statistik wavelet. Variasi nilai komponen utama dimulai dari nilai komponen ke-1 hingga nilai komponen ke-100 dari 4096 nilai eigen. Nilai komponen ke-1 memiliki presentase sebesar 62% sedangkan nilai komponen ke-100 memiliki presentase sebesar 99% dari total nilai eigen. Pengujian sistem menggunakan 216 citra wajah yang diambil dari dataset *The Japanese Female Facial Expression (JAFFE)* yang terdiri dari 10 individu dengan masing-masing sekitar 20 wajah per-individu. Pemilihan data train dan data tes menggunakan *cross validation* dengan rata-rata akurasi 94.42%. Dari hasil percobaan menggunakan *Random Forest Classifier* diperoleh tingkat pengenalan tertinggi untuk ekstraksi menggunakan PCA sebesar 100% pada variasi data 95%, sedangkan tingkat pengenalan tertinggi untuk ekstraksi menggunakan *Wavelet Daubechies* sebesar 98.611% pada wavelet db2 menggunakan fitur aproksimasi wavelet.

Kata kunci : ekstraksi fitur, PCA, pengenalan wajah, *Random Forest Classifier*, *Wavelet Daubechies*.

1. PENDAHULUAN

Sistem pengenalan wajah pada komputer mengadaptasi pengenalan wajah yang dilakukan oleh manusia yaitu dengan mengenali bentuk wajah, bentuk mata, bentuk bibir, hidung dan bagian-bagian lain yang mencirikan wajah seseorang. Meskipun tidak secanggih manusia, komputer perlu dilatih agar dapat mengenali wajah secara lebih akurat. Pengenalan wajah oleh komputer telah berkembang pesat dan mendapat banyak perhatian sejak beberapa tahun terakhir. Pengenalan wajah dapat diterapkan pada banyak aplikasi antara lain dalam keamanan, alat identifikasi, sistem ATM, alat bantu pelacakan pelaku kejahatan, dan lain-lain. Terdapat banyak metode yang dapat dipakai dalam pengenalan wajah, dalam paper ini, metode yang dipakai adalah mengolah informasi dari piksel citra dengan ekstraksi fitur menggunakan metode *Principal Component Analysis (PCA)* dan *Wavelet Daubechies*. PCA

dan *Wavelet Daubechies* dipilih karena keduanya merupakan metode yang sering dipakai dalam ekstraksi fitur dan reduksi dimensi.

Berbagai studi telah dilakukan untuk ekstraksi fitur berbagai objek. Ada banyak penelitian menerapkan PCA yang menggunakan PCA pada pengenalan identifikasi biometrik lain seperti sidik jari dan garis tangan ([11], [12], [13]). Selain itu juga ada banyak penelitian yang menerapkan PCA untuk pengenalan wajah menggunakan *eigenface* ([7], [14], [15]). Untuk *Wavelet* sebelumnya beberapa peneliti menerapkan wavelet pada ekstraksi fitur dan membandingkan dengan beberapa basis wavelet ([5], [16], [17], [18]) dan ada beberapa penelitian yang membandingkan ekstraksi fitur pada pengenalan wajah menggunakan PCA dan *Wavelet* ([19], [20]).

Input data diambil dari dataset *The Japanese Female Facial Expression (JAFFE)*. Dataset ini terdiri dari 216 gambar *front face* wanita Jepang

dengan beberapa ekspresi yang berbeda. Setiap gambar diperkecil menjadi (64 x 64) yang terdiri dari 20 individu yang kemudian dikenakan ekstraksi fitur menggunakan PCA dan Wavelet Daubechies dengan basis db2, db4, dan db8. Masing-masing dekomposisi dilakukan hingga level ke-3 menggunakan program *MATLAB 2009b*. Hasil dekomposisi menggunakan PCA diambil variasi komponen utama mulai dari nilai komponen ke-1 hingga ke-100 dari 4096 nilai eigen. Nilai komponen utama ke-1 memiliki presentase 62%, sedangkan nilai komponen utama ke-100 memiliki presentase 99% dari keseluruhan nilai eigen. Hasil dekomposisi Wavelet Daubechies kemudian diambil fitur aproksimasi wavelet dan fitur statistik wavelet berupa (*mean, min, max, dan standart deviasi*). Pengujian sistem menggunakan aplikasi *Weka 3.6* dengan *Random Forest Classifier* dengan pemilihan data train dan data tes menggunakan *cross validation*.

2. SISTEM PENGENALAN WAJAH

2.1 EKSTRAKSI FITUR

2.1.1 PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) merupakan sebuah transformasi yang mengubah dan mendekomposisikan sejumlah besar variabel yang berkorelasi menjadi sejumlah kecil variabel yang tidak berkorelasi dan dapat mengurangi dimensi dari data tanpa menghilangkan informasi penting di dalam data tersebut. [2]

Sebuah wajah dalam bentuk gambar dua dimensi dapat dilihat sebagai vektor satu dimensi. Jika panjang gambar adalah *w* dan lebar gambar adalah *h*, maka jumlah komponen dari vektor 1 dimensinya adalah (*w x h*). Vektor wajah tersebut berada dalam suatu ruang, yaitu ruang wajah yang merupakan ruang dari semua gambar yang memiliki ukuran (*w x h*) pixel. Tetapi keseluruhan ruang gambar bukanlah ruang yang optimal untuk menggambarkan wajah. Sehingga dibentuk sebuah ruang wajah yang dapat menggambarkan wajah dengan lebih baik. Vektor basis dari ruang wajah ini disebut *principal components*.

Langkah umum metode PCA antara lain:

a) Input Data

Sebelumnya setiap citra wajah yang berdimensi (64 x 64) diubah menjadi bentuk vektor baris berdimensi (1x4096). Dikarenakan terdapat 216 input citra, maka semua vektor dikumpulkan menjadi sebuah matriks berukuran (216x4096).

b) Mean Centering

Mean Centering adalah mencari nilai rata-rata masing-masing dimensi (kolom) dan mengurangi setiap nilai data sampel dengan nilai rata-rata sesuai dengan kolomnya, $X_i - \bar{X}$, dimana $i = 1, 2, \dots, m$.

c) Hitung Matriks Covarian

Persamaan mencari *covarian* adalah :

$$cov(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{(n - 1)} \quad (1)$$

Sedangkan bentuk Matriks *Covarian* adalah

$$C = \begin{pmatrix} cov(x, x) & cov(x, y) & cov(x, z) \\ cov(y, x) & cov(y, y) & cov(y, z) \\ cov(z, x) & cov(z, y) & cov(z, z) \end{pmatrix}$$

d) Proses PCA

Proses PCA pada paper ini menggunakan metode EVD (*Eigen Value Decomposition*). Proses PCA dengan cara EVD menggunakan *eigen function* dari *covarian*-nya, sehingga setelah didapat matriks *covarian* maka langkah selanjutnya adalah dengan mencari Nilai Eigen dan Vektor Eigen dari Matriks *Covarian*

$$\text{Determinant}(C - \lambda I) = 0 \quad (2)$$

Jika λ adalah nilai eigen maka vektor eigen yang bersesuaian dengan λ dapat dicari dengan persamaan :

$$(A - \lambda I) \cdot V = 0 \quad (3)$$

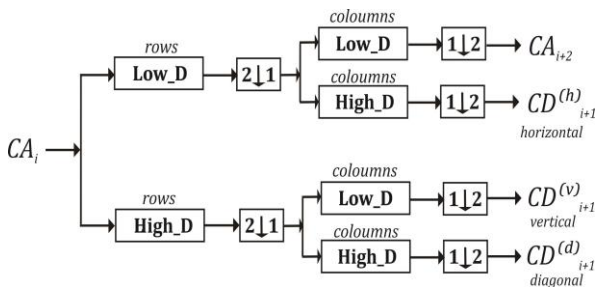
Lalu tahapan selanjutnya adalah dengan mengurutkan vektor eigen berdasarkan nilai eigen terbesar ke nilai eigen terkecil yang disebut sebagai matriks ciri. Dari hasil EVD, matriks ciri yang mengandung vektor eigen dengan nilai eigen tertinggi, meng-*capture* variasi data tertinggi, sehingga

dipilih nilai *principal component* dengan k % dari jumlah nilai eigen. Dan selanjutnya hasil matriks di atas diproyeksikan ke data yang telah dinormalkan (*mean centering*) dengan mengalikan matriks tersebut dengan matriks *mean centering* sebelumnya [7].

2.1.2 WAVELET DAUBECHIES

Wavelet daubechies merupakan sekelompok wavelet yang diperkenalkan oleh Ingrid Daubechies yang dipisahkan dari jumlah derajat polinomial yang membentuk wavelet, jumlah momen hilang, atau panjang koefisien filter yang digunakan. Jumlah derajat polinomial dan jumlah momen hilang memiliki nilai yang sama besarnya, sedangkan panjang koefisien filter berukuran dua kali lipat dari nilai tersebut. Penamaan wavelet daubechies menggunakan panjang koefisien filter yang dimiliki oleh wavelet daubechies. [4]

Wavelet Daubechies melakukan dekomposisi menggunakan filter sehingga disebut *filter banks*. Terdapat dua buah filter yang digunakan oleh Wavelet Daubechies, yaitu *low-pass filter* dan *high-pass filter*. *High-pass filter* berguna untuk menyaring komponen frekuensi tinggi. *Low-pass filter* berguna untuk menyaring komponen frekuensi rendah. Keluaran dari masing-masing filter itu hanya diambil setengahnya saja atau di-*downsampling*. Nilai keluaran dari *low-pass filter* disebut sebagai aproksimasi dan keluaran dari *high-pass filter* disebut detail atau derau. Bagian aproksimasi ini dapat dilewatkan ke dalam *low-pass filter* sekali lagi untuk mendapatkan panjang sinyal yang lebih pendek lagi dan cukup untuk kebutuhan. Proses ini disebut dekomposisi.[4]



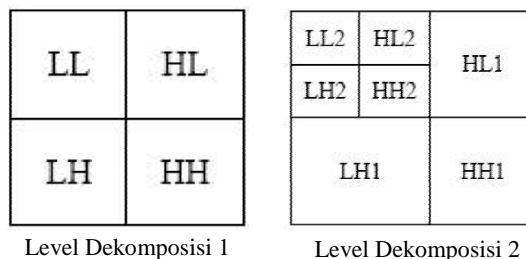
Gambar 1. Proses Dekomposisi

Keterangan gambar :

- CA_i : citra masukan
- $2\downarrow 1$: *down sampling* baris
- $1\downarrow 2$: *down sampling* kolom
- CA_{i+1} : koefisien aproksimasi (LL)
- $CD^{(h)}_{i+1}$: koefisien detail horizontal(LH)
- $CD^{(v)}_{i+1}$: koefisien detail vertikal (HL)
- $CD^{(d)}_{i+1}$: koefisien detail diagonal (HH)

Di dalam *high-pass filter* dan *low-pass filter* terjadi proses yang disebut konvolusi. Konvolusi adalah perkalian antara *input* yang masuk dengan konstanta masing-masing filter. Hasil perkalian masing-masing bilangan tersebut kemudian dijumlahkan dan dijadikan keluaran dari filter tersebut. Jika sebuah sinyal memiliki panjang sebesar $2n$, maka sinyal tersebut dapat didekomposisi sebanyak n level di mana pada setiap levelnya, sinyal tersebut panjangnya berkurang setengah dari panjang sebelumnya [5].

Karena citra wajah masukan berdimensi dua, maka konvolusi diterapkan dua kali yaitu satu konvolusi pada kolom dan satu kali lagi pada baris dari citra. Dengan demikian, satu kali proses Wavelet Daubechies akan menghasilkan satu citra aproksimasi dan tiga citra detail. Hasil dari dekomposisi Wavelet Daubechies disebut dengan koefisien Wavelet Daubechies.



Gambar 2. Level Dekomposisi 1 dan Level Dekomposisi 2

LL (Low-low) merupakan hasil konvolusi *low-passfilter* baik pada baris maupun kolom. LH merupakan hasil konvolusi *low-pass filter* pada baris dan *high-pass filter* pada kolom. HL adalah konvolusi *high-pass filter* pada baris dan *low-pass filter* pada kolom. HH adalah hasil konvolusi *high-pass filter* baik pada baris maupun kolom. Oleh karena itu, LL merupakan

citra aproksimasi, sedangkan LH, HL, dan HH merupakan citra detail. [8]

Basis Wavelet Daubechies yang digunakan dalam paper ini adalah wavelet db2,db4, dan db8. Walaupun wavelet daubechies memperkenalkan koefisien baru, nilai tersebut dapat diturunkan dari fungsi penskala yang dinyatakan dengan

$$\varphi(x) = \sqrt{2} \sum_{n=0}^{2N-1} h(n)\varphi(2x - n) \quad (4)$$

Dengan $\sqrt{2}$ merupakan normalisasi energi koefisien wavelet Daubechies yang digunakan dan nilai $h(n)$ sebagai koefisien filter dipilih sedemikian hingga didapatkan nilai $h(n)$ yang orthogonal dengan $h(n)$ di fungsi wavelet Daubechies. Adapun $h(n)$ di fungsi wavelet Daubechies dinyatakan dengan :

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_{n=2-2N}^1 (-1)^n h(n-1)\varphi(2x - n) \quad (5)$$

Berikut ini adalah contoh koefisien filter dari wavelet Daubechies untuk db2, db4, dan db8 [4].

Tabel 2. Koefisien filter untuk db2, db4, dan db8 (normalisasi =akar 2)

db-2	db-4	db-8
0.5000	0.3415	0.1629
0.5000	0.5915	0.5055
	0.1585	0.4461
	-0.0915	-0.0198
		-0.1323

High-pass filter dan low-pass filter dapat dinyatakan dengan dengan persamaan

$$g[L - 1 - n] = (-1)^n \cdot h[n] \quad (6)$$

Dimana $g[n]$ adalah high-pass filter, $h[n]$ adalah low-pass filter. L adalah panjang filter (dalam jumlah titik). Citra aproksimasi hasil dekomposisi wavelet daubechies didekomposisi kembali untuk mendapatkan citra aproksimasi pada level berikutnya. Sehingga dekomposisi

wavelet daubechies pada level- n [5] adalah sebagai berikut :

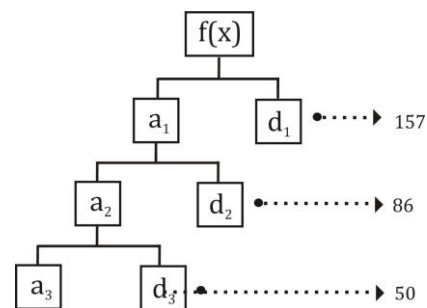
$$\begin{aligned} A_n &= [H_x * [H_x * A_{n-1}]_{2,1}]_{1,2} \\ D_{n1} &= [H_x * [G_x * A_{n-1}]_{2,1}]_{1,2} \\ D_{n2} &= [G_x * [H_x * A_{n-1}]_{2,1}]_{1,2} \\ A_n &= [H_x * [H_x * A_{n-1}]_{2,1}]_{1,2} \\ D_{n3} &= [G_x * [G_x * A_{n-1}]_{2,1}]_{1,2} \end{aligned} \quad (7)$$

Dimana tanda * adalah operasi konvolusi, tanda $[...]_{2,1}$ adalah sub-sampling sepanjang baris, tanda $[...]_{1,2}$ adalah sub-sampling sepanjang kolom. A_n adalah citra aproksimasi hasil dekomposisi wavelet daubechies pada level- n yang didapatkan melalui proses low-pass filter pada baris dan kolom citra masukan, D_{ni} adalah citra detail pada level- n yang didapatkan melalui proses low-pass filter dan high-pass filter pada baris dan kolom ($i=1, 2, 3$ untuk horizontal, vertikal, dan diagonal).

Pada proses ekstraksi fitur, setiap citra wajah akan didekomposisi secara bertahap dari level 1 sampai dengan level 3, artinya proses dekomposisi akan menghasilkan tiga komponen detail d_1, d_2 , dan d_3 serta salah satu dari aproksimasi a_1, a_2 , dan a_3 , tergantung dari level dekomposisi yang akan dipakai [4].

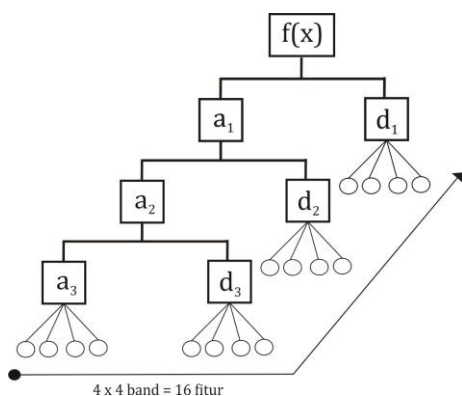
Pada paper ini, ekstraksi fitur menggunakan dua pendekatan yang akan dicobakan pada tahap selanjutnya, yaitu :

1. Fitur Aproksimasi : fitur akan diekstrak dari setiap level dekomposisi, dan hanya memilih komponen aproksimasi pada setiap level.



Gambar 3. Ilustrasi proses dekomposisi dengan jumlah koefisien yang dihasilkan secara bertahap dari level ke-1 sampai level ke-3

- Fitur Statistik Wavelet Daubechies : dari 3 level dekomposisi, akan dihasilkan a_1, d_1, d_2, d_3 . Semua komponen koefisien yang dihasilkan akan digunakan. Untuk mereduksi jumlah fitur, dicari fitur statistik untuk setiap komponen, yakni min, mean, max, dan deviasi standar. Karena ada 4 komponen wavelet Daubechies, satu aproksimasi dan 3 detail, maka akan didapat 16 fitur data.



Gambar 4. Komponen aproksimasi tiap level dari hasil dekomposisi citra

2.2 KLASIFIKASI

Klasifikasi yang dipakai dalam paper ini adalah *Random Forest*. *Random Forest* merupakan pengembangan dari *Decision Tree*, dimana setiap *Decision Tree* yang telah dilakukan training menggunakan sampel kelas dan setiap atribut dipecah pada tree yang dipilih antara atribut subset yang bersifat acak. Proses klasifikasi kelas didasarkan pada vote dari suara terbanyak pada kumpulan populasi tree.

Random Forest yang dihasilkan memiliki banyak tree, dan setiap tree ditanam dengan cara yang sama. Tree dengan variabel x akan ditanam sejauh mungkin dengan tree dengan variabel y . Dan dalam perkembangannya, sejalan dengan bertambahnya data set, maka tree pun ikut berkembang. [6]

Algoritma *Random Forest* yaitu :

- Tahapan *bootstrap*, yaitu mengambil sample acak ukuran N dengan pemulihan dari data (sampel bootstrap)
- Tahapan *random sub-setting*, yaitu menyusun tree berdasarkan data tersebut, namun pada

setiap proses pemisahan pilih secara acak $m < d$ peubah penjelas, dan lakukan pemisahan terbaik.

- Ulangi langkah 1-2 sebanyak k kali sehingga diperoleh k buah tree acak.
- Lakukan pendugaan gabungan berdasarkan k buah tree tersebut (misal menggunakan *majority vote* untuk kasus klasifikasi, atau rata-rata untuk kasus regresi).

Perhatikan bahwa setiap kali pembentukan tree, kandidat peubah penjelas yang digunakan untuk melakukan pemisahan bukanlah seluruh peubah yang terlibat namun hanya sebagian saja hasil pemilihan secara acak. Bisa dibayangkan bahwa proses ini menghasilkan kumpulan tree tunggal dengan ukuran dan bentuk yang berbeda-beda. Hasil yang diharapkan adalah kumpulan tree tunggal memiliki korelasi yang kecil antar tree-nya [21].

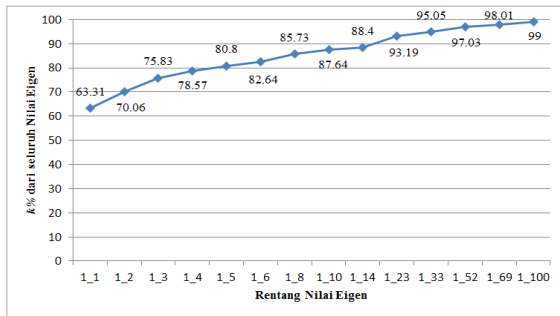
3. HASIL DAN ANALISA PERCOBAAN

Pengujian sistem menggunakan citra wajah diambil dari dataset *The Japanese Female Facial Expression (JAFFE)* sebanyak 216 foto yang diperkecil menjadi (64×64) yang terdiri dari 20 individu. Sebelumnya setiap citra wajah yang berdimensi (64×64) diubah menjadi bentuk vektor baris berdimensi (1×4096) . Dikarenakan terdapat 216 input citra, maka semua vektor dikumpulkan menjadi sebuah matriks berukuran (216×4096) .



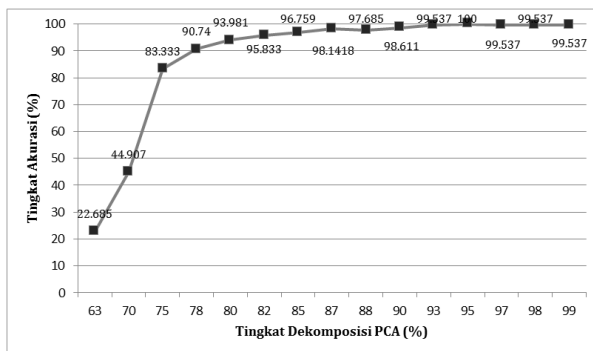
Gambar 5. Beberapa citra wajah masukan

Pada PCA, diperoleh variasi data dengan rentang nilai eigen sebagai berikut



Gambar 6. k% dari seluruh Nilai Eigen

Kemudian setiap variasi data diuji menggunakan *Random Forest Classifier* yang terdapat pada *Weka 3.7* dengan pemilihan data *train* dan data *test* menggunakan *cross validation*. Diperoleh tingkat pengenalan tiap variasi data sebagai berikut :



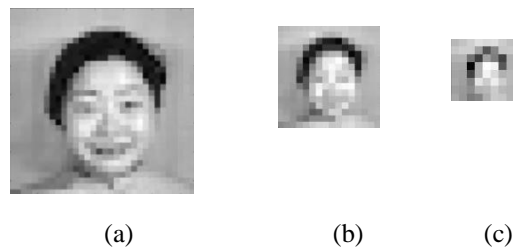
Gambar 7. Grafik tingkat pengenalan tiap variasi data

Jika hasil dekomposisi PCA dikembalikan ke data awal (*invers*) maka terdapat perubahan yaitu terjadi pengurangan dimensi dari data sebelumnya. Berikut merupakan hasil citra setelah dikembalikan ke data awal:



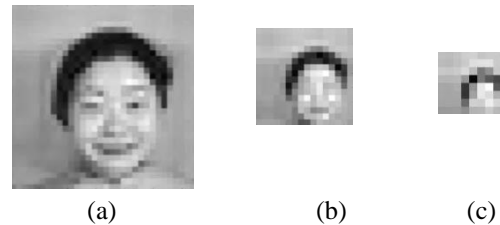
Gambar 8. Beberapa citra wajah setelah di *invers*

Sedangkan pada Wavelet Daubechies, setelah setiap citra masukan didekomposisi hingga level ke-3 selanjutnya pada pendekatan fitur aproksimasi, koefisien aproksimasi level1, level2, dan level3, a_1 , a_2 , dan a_3 dikumpulkan dari setiap citra menjadi sebuah matriks berukuran (216x2691). Berikut merupakan hasil dekomposisi menggunakan fungsi skala *db2* mulai level-1, level-2, dan level-3.



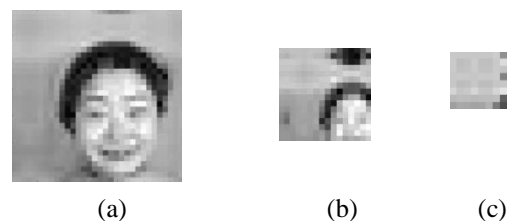
Gambar 9. Dekomposisi db2 level 1 (a), level 2 (b) , dan level 3 (c)

Untuk hasil dekomposisi menggunakan fungsi skala *Daubechies-4* mulai level-1, level-2, dan level-3.



Gambar 10. Dekomposisi db4 level 1 (a), level 2 (b) , dan level 3 (c)

Dan hasil dekomposisi menggunakan fungsi skala *Daubechies-8* mulai level-1, level-2, dan level-3.

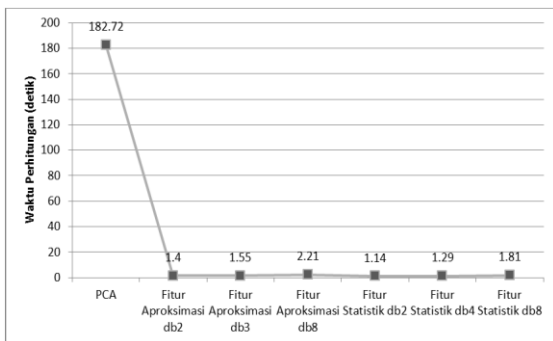


Gambar 11. Dekomposisi db8 level 1 (a), level 2 (b) , dan level 3 (c)

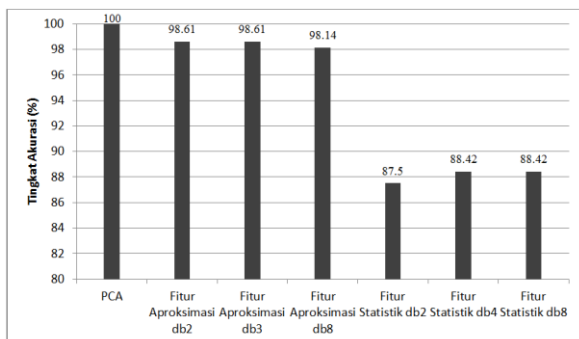
Untuk pendekatan menggunakan fitur statistik sebelumnya setiap gambar terlebih

dahulu didekomposisi lalu dari 3 level dekomposisi, akan dihasilkan detail a_3, d_3, d_1, d_2 . Untuk mereduksi jumlah fitur, dicari fitur statistik untuk setiap komponen wavelet Daubechies, satu aproksimasi dan 3 detail, maka akan didapat 16 fitur data.

Kedua pendekatan tersebut kemudian diuji menggunakan *Random Forest Classifier* pada *Weka 3.7* dengan *test option* yang dipakai *cross validation*. Dalam segi waktu perhitungan, algoritma PCA menghasbiskan waktu yang cukup lama yaitu 182.72 detik, berbeda dengan waktu perhitungan ekstraksi fitur menggunakan wavelet daubechies yang hanya menghabiskan waktu paling lama 2.23 detik pada wavelet daubechies db8 menggunakan fitur aproksimasi wavelet, sedangkan waktu perhitungan tercepat yaitu 1.14 detik pada wavelet daubechies db2 menggunakan fitur statistik wavelet. Berikut grafik hasil waktu perhitungannya.



Gambar 12. Grafik perbandingan waktu perhitungan metode ekstraksi fitur menggunakan PCA dan Wavelet Daubechies



Gambar 13. Garfik perbandingan tingkat akurasi metode ekstraksi fitur menggunakan PCA dan Wavelet Daubechies

Pada Gambar. 13 terlihat bahwa tingkat akurasi pengenalan wajah menggunakan PCA menunjukkan hasil yang memuaskan dengan presentasi tertinggi sebesar 100%, sedangkan tingkat akurasi tertinggi pada Wavelet Daubechies sebesar 98.611% pada wavelet daubechies db2 menggunakan fitur aproksimasi wavelet.

4. KESIMPULAN

- Metode pengenalan wajah menggunakan PCA lebih baik dibandingkan Wavelet Daubechies, terlihat dengan tingkat akurasi pengenalan PCA memperoleh hasil terbaik di atas Fitur Aproksimasi Wavelet Daubechies maupun Fitur Statistik Wavelet Daubechies yaitu sebesar 100% menggunakan *Random Forest Classifier* dengan *test option cross validation*.
- PCA lebih cocok digunakan untuk ekstraksi fitur pada pengenalan wajah, dikarenakan PCA bekerja pada data spasial sedangkan Wavelet Daubechies bekerja pada data frekuensi.
- Kelemahan PCA jika dibandingkan dengan Wavelet Daubechies adalah waktu perhitungan PCA yang cukup lama yaitu memiliki waktu perhitungan 182.72 detik, sedangkan waktu perhitungan Wavelet Daubechies memiliki rata-rata 1.56 detik.
- Wavelet Daubechies yang cocok digunakan dalam ekstraksi fitur pada pengenalan wajah adalah wavelet db2 dengan menggunakan fitur aproksimasi, karena mempunyai waktu perhitungan yang tercepat yaitu sebesar 1.14 detik dan memperoleh tingkat akurasi tertinggi sebesar 98.61%

DAFTAR PUSTAKA

[1] Taigman, Yaniv, Yang, Ming, Ranzato, Mar'c Aurelio, Wolf, Lior, "DeepFace : Closing the Gap to Human-Level Performance in Fance Verification". Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 24 Juni 2014.

- [2] Wibowo, Bangun Budi, Skripsi, Program Sarjana Universitas Diponegoro, Semarang 2011.
- [3] Peleg, Nimrod, *The History and Families of Wavelet Daubechies*, http://cs.haifa.ac.il/~nimrod/Compression/Wavelet_Daubechies/w3families2000.pdf, diakses pada Agustus 2015
- [4] Jatmiko, Wisnu dkk. 2011. "Implementasi berbagai Algoritma Neural Network & Wavelet Daubechies pada FPGA", Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia, Jakarta.
- [5] Lukas, Samuel, Meiliyana, Soetrisna, Tike Tiana. 2006. "Pengenalan Cita Wajah Berbasis Wavelet Daubechies dan Jaringan Syaraf Tiruan Model Propagasi Balik", *Jurnal Ilmiah Komputer*, Vol. 5 No. 2 Mei 2006 107-116.
- [6] Rong Jia, Li Gang, Chen Yi-Ping P., "Acoustic Feature Selection For Automatic Emotion Recognition From Speech", *Information Processing and Management* 45 (2009) 315-328, 2009.
- [7] Dashore, Gunjan. "An Efficient Method for Face Recognition Using Principal Component Analysis (PCA)", *International Journal of Advance Technology & Engineering Research (IJATER)*, Volume 2, Issue 2, March 2012.
- [8] Zou, Weibao, "Image Classification Using Wavelet Daubechies Coefficient in Low-pass Band", *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, Orlando, Florida, USA, August 12-17, 2007
- [9] Lim, Joonhyun, Kim, Youngouk, Paik, Joonki, "Comparative Analysis of Wavelet-Based Scale-Invariant Feature Extraction Using Different Wavelet Bases". *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol. 2, No. 4, December, 2009.
- [10] Dalavi, Sheetal Jagannath, Patil, Mahadev S., Patil, Sanjay S., "Content Based Image Retrieval by Using Daubechies Wavelet Transform", *International Conference on Innovations in Engineering and Technology (ICIET'14)* on 21st and 22nd March, 2014.
- [11] Puspitaningrum, Diyah, Sari, Kemala Dyan, Susilo, Boko, "Dampak Reduksi Sampel Menggunakan Principal Component Analysis (PCA) Pada Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan Terawasi (Studi Kasus : Pengenalan Angka Tulisan Tangan)". *Jurnal Pseudocode*, Volume 2 Nomor 1, September 2014, ISSN 2355-5920.
- [12] Bajwa, S.Imran, Naweed, M.Shahid, Asif, M.Nadim, "Feature Based Image Classification by using Principal Component Analysis". *ICGST-GVIP Journal*, ISSN 16987-398X, Volume (9), Issue (II), April 2009
- [13] Galih W., Rizal .I, Ajub Ajulian Z, "Sistem Identifikasi Garis Utama Telapak Tangan Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) dan Jarak Euclidean". *Transient*, Vol.3, No.1, Maret 2014, ISSN: 2302-997, 58.
- [14] M.A. Turk and A.P. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces". *IEEE Conf. On Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 586-591, 1991
- [15] Alex Pentland, Baback Moghaddam, and Thad Starner, "View -Based and Modular Eigenspaces for Face Recognition". *IEEE Conf. On Computer Vision and Pattern Recognition*, MIT Media Laboratory Tech. Report No. 245 1994
- [16] Resmana L. dan Marcel J.T.R , Thiang, "Pengenalan Citra Wajah dengan Pemrosesan Awal Transformasi Wavelet". *Proceeding, Digital Sinyal Processing, Teknologi dan Aplikasinya (DSPTA)* Gedung Pasca Sarjana ITS, Surabaya, 2000.
- [17] Pallavi W. and Megha W., "Face Recognition Using Discrete Wavelet Transform" .*International Journal of Advanced Engineering Technology (IJAET)*, Vol. III, Issue I, January-March, 2012, 239-242 , E-ISSN 0976-3945 .
- [18] S, Nikhila, S, U. Pavitha, K, H. Krutthika, "Face Recognition Using Wavelet Transform". *International Journal of Advanced Research in Electrical, Alectronics, and Instrumentation Engineering (IJAREEIE)* Vol.3, Issue 1, January 2014. ISSN: 2278-8875.
- [19] Gumus, Ergun, Kilic, Niyazi, Sertbas, Ahmet, Ucan, Osman N., "Evaluation of face recognition technology using PCA,

wavelets, and SVM”. Elsevier Expert Systems with Applications, 37 (2010) 6404-6408.

- [20] Vytaitas, P., “Face Recognition Using Principal Component Analysis and Wavelet Packet Decomposition”. INFORMATICA, 2004, Vol. 15, No.2, 243-250. 2004 , Institute of Mathematics and Informatics, Vilnius.
- [21] Breiman, L., Friedman, J., Olsen, R.A., dan Stone, C. (1984), *Classification and regression trees*, Wadsworth, Belmont, California.