



Sistem pengenalan wajah waktu nyata dengan jaringan saraf radial basis function (RBF)

Choirul Azim ^{a,1*}; Anis Saggaff ^a; Ratna Dewi ^b

^a Universitas Sriwijaya, Palembang, Indonesia

¹ chojim.azim@gmail.com

* Corresponding author

Artikel Histori: Diterima 12/08/2025; Revisi 21/08/2025; Terbit 01/09/2025

Abstrak

Manusia memiliki kemampuan untuk mengenali wajah secara dinamis, cepat dan mudah. Hal ini disebabkan oleh kinerja visual manusia yang sangat kuat terhadap berbagai faktor seperti perubahan ekspresi wajah, postur atau ukuran kepala, pencahayaan, latar belakang, penuaan wajah, atau oklusi sebagian wajah. Namun berbeda bila hal tersebut dilakukan pada sebuah sistem komputer untuk mengenali wajah manusia yang membutuhkan waktu pemrosesan pembelajaran yang relatif lama, kompleks, serta sistem pengenalan wajah yang sudah ada hanya dapat menerima input file secara offline dan hasilnya tidak berbanding lurus dengan tingkat akurasi pengenalan. Oleh karena itu, diperlukan metode yang dapat diterapkan pada perangkat lunak yang berjalan secara waktu nyata untuk mengenali wajah berupa Radial Basis Function (RBF). Metode pembelajaran ini didukung dengan metode hybrid Principal Component Analysis (PCA) dan Linear Discriminant Analysis (LDA) agar mendapatkan kualitas fitur yang baik sebagai masukan jaringan saraf RBF. Pemrosesan pembelajaran dilakukan dengan 6 (enam) sampel wajah dengan berbagai ekspresi, dan kemudian dilakukan pengujian objek ditempat sama dan ditempat berbeda. Hasilnya didapat bahwa arsitektur jaringan saraf RBF yang dikombinasikan dengan metode PCA dan LDA telah mampu mengenali wajah secara waktu nyata dan menghasilkan ekstraksi fitur yang merepresentasikan obyek untuk pengenalan wajah, kecepatan pembelajaran jaringan saraf RBF memiliki performa lebih baik dengan waktu 10 menit dengan tingkat akurasi 86% pada tempat latihan dan tempat uji yang sama sedangkan pada tempat latihan dan tempat uji yang berbeda didapat akurasi sebesar 80%.

Kata Kunci: Pengenalan Wajah, Waktu Nyata, RBF, PCA, LDA.

Pendahuluan

Manusia memiliki kemampuan untuk mengenali wajah secara dinamis, cepat dan mudah. Hal ini disebabkan oleh kinerja visual manusia yang sangat kuat terhadap berbagai faktor seperti perubahan ekspresi wajah, ukuran kepala, pencahayaan, latar belakang, penuaan wajah, atau oklusi sebagian wajah. Namun berbeda bila hal tersebut dilakukan pada sebuah sistem yang bekerja untuk mengenali wajah manusia (Talukder, 2024).

Pengembangan teknik pengenalan wajah atau face recognition cukup sulit karena wajah manusia sangat kompleks, multidimensi, dan sering berubah sesuai dengan perubahan lingkungan dan situasi. (Jurnal MediaTIK, 2020). Beberapa penelitian mengenai sistem pengenalan wajah dengan berbagai metode telah banyak dilakukan seperti Implementasi dan algoritma pengenalan wajah telah banyak dilakukan baik dengan metode Viola-Jones, SVM dan lain sebagainya, tetapi salah satu implementasi yang memiliki akurasi yang signifikan adalah dengan Deep Learning seperti penelitian yang dilakukan oleh Reza Albian Jawas & Bakhtiar Alldino (2021) yang telah menerapkan metode PCA, LDA dan jaringan saraf tiruan Propagasi Balik dengan judul Multi-expression Face Recognition Using Neural Network and Feature Approximation. Dalam penelitiannya dinyatakan bahwa pendekatan metode PCA dan LDA serta Propagasi Balik mampu mengenali citra wajah secara multi ekspresi, yaitu dengan melihat fitur wajah seperti mata, hidung, dan mulut dengan tingkat akurasi 89,3%. Selain itu sebuah penelitian yang dilakukan oleh Rejeesh (2019) mengembangkan metode pengenalan wajah yang efisien dengan menggunakan Adaptive Genetic Algorithm (AGA) dan metode gabungan ANFIS-ABC, menghasilkan tingkat deteksi yang tinggi dengan mencapai akurasi 96%. Penelitian ini berhasil mengurangi tingkat kesalahan dari 19,1 % menjadi 14,8%. Meskipun metode-metode yang diterapkan pada penelitian tersebut memiliki akurasi yang relatif tinggi, akan tetapi metode-metode itu belum mampu diterapkan kedalam sistem pengenalan wajah yang berjalan secara waktu nyata. Sehingga diperlukan suatu metode yang dapat diterapkan pada perangkat lunak yang berjalan secara waktu nyata untuk mengenali wajah.

Amirian dan Schwenker (2022) memodifikasi proses pelatihan CNN modern dengan menambahkan RBF sebagai klasifikator di atasnya, memungkinkan pembelajaran metrik kesamaan serta memberikan wawasan yang lebih dapat ditafsirkan secara manusiawi. Pada penelitian sistem pengenalan wajah oleh Thomaz, C.E., Feitosa, R.Q., dan Veiga Alvaro (2010) metode PCA digunakan untuk mereduksi dimensi yang diikuti metode FBR untuk klasifikasi wajah. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode Fungsi Basis Radial berhasil mengenali wajah dengan tingkat akurasi 96%. Metode ini mampu untuk mengatasi pengenalan wajah secara waktu nyata dikarenakan metode ini melakukan proses komputasi relatif lebih cepat dan akurat sehingga sangat cocok untuk proses pengenalan wajah waktu nyata.

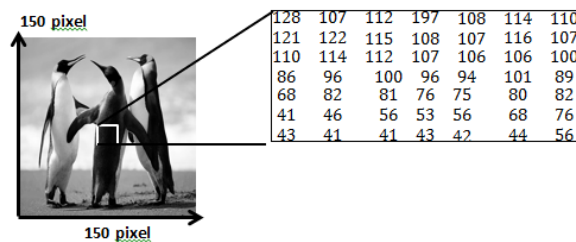
Oleh karena itu, penelitian pengembangan sistem pengenalan wajah waktu nyata ini menggunakan metode Fungsi Basis Radial untuk klasifikasi wajah dan proses ekstraksi ciri menggunakan kombinasi metode Principal Component Analysis (PCA) dan Linear Discriminant Analysis (LDA).

DASAR TEORI

Jaringan RBF adalah jenis jaringan saraf yang mampu melakukan pemrosesan klasifikasi secara cepat dengan fungsi aktivasi radial (misalnya Gaussian). PCA dan LDA adalah teknik reduksi dimensi yang kuat untuk mengekstraksi fitur penting dari citra wajah, meningkatkan performa dan efisiensi jaringan.

CITRA DIGITAL

Citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Gambar II-1 sebuah citra keabuan (grayscale) yang berukuran 150x150 piksel diambil sebagian kecil (kotak citra kecil) berukuran 40x40 piksel. Maka, monitor akan menampilkan sebuah kotak kecil. Namun yang disimpan dalam memori komputer hanyalah angka-angka yang menunjukkan besar intensitas pada masing-masing piksel tersebut (Sutoyo dkk, 2009).



Gambar 1. Citra keabuan 150x150 piksel

Operasi pengolahan citra merupakan teknik-teknik untuk meningkatkan kualitas citra dengan memanipulasi elemen-elemen dari suatu citra seperti matriks (piksel), level area lokal, level area global, dan lainnya. Operasi pengolahan citra terbagi enam kelompok, antara lain:

- a. Perbaikan kualitas citra (image enhancement)

Tujuannya adalah untuk memperbaiki kualitas citra dengan memanipulasi parameter-parameter citra. Operasi perbaikan citra:

 - 1) Perbaikan kontras gelap/terang
 - 2) Perbaikan tepian objek (edge enhancement)
 - 3) Penajaman (sharpening)
 - 4) Pemberian warna semu (pseudocoloring)
 - 5) Penapisan derau (noise filtering)
 - 6) Pemugaran citra (image restoration)

Tujuannya adalah untuk menghilangkan cacat pada citra dimana penyebab dari degradasi citra diketahui. Operasi pemugaran citra:

 - 1) Penghilangan kesamaran (deblurring)
 - 2) Penghilangan derau (noise)
- b. Pemampatan citra (image compression)

Tujuannya adalah merepresentasikan citra dalam bentuk yang lebih kompak, sehingga keperluan memori lebih sedikit dengan tetap mempertahankan kualitas gambar.
- c. Segmentasi Citra (image segmentation)

Tujuannya adalah memecah suatu citra ke dalam beberapa segmen dengan kriteria tertentu yang berkaitan erat dengan pengenalan pola.

- d. Pengorakan Citra (image analysis)
Tujuannya adalah menghitung besaran kuantitatif untuk menghasilkan deskripsinya. Operasi ini diperlukan untuk melokalisasi objek yang diinginkan dari sekelilingnya. Operasi pengorakan citra:
 - 1) Pendeteksian tepi objek (edge detection)
 - 2) Ekstraksi batas (boundary)
 - 3) Representasi daerah (region)
- e. Rekonstruksi citra (image reconstruction)
Tujuannya adalah membentuk ulang objek dari beberapa citra hasil proyeksi.

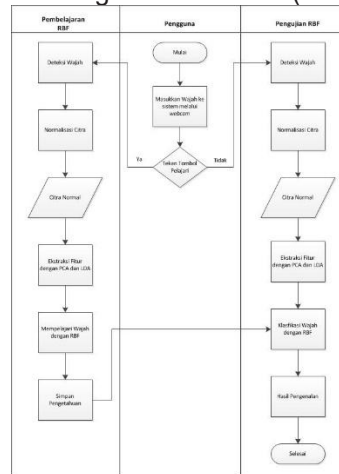
OPENCV

Open Source Computer Vision (OpenCV) adalah sebuah pustaka yang dikembangkan oleh Intel pada fungsi pemrograman visi komputer (computer vision) secara waktu nyata. Pustaka ini bebas digunakan atau open source untuk kepentingan akademik dan komersil dibawah izin Berkeley Software Distribution (BSD). OpenCV memiliki lebih dari 2500 algoritma, dokumentasi yang ekstensif dan contoh kode untuk visi komputer secara real-time. Library ini telah berhasil diterapkan pada lebih dari 500 fungsi yang diantaranya adalah fungsi pengolahan citra, image pyramid, deskriptor geometrik, segmentasi, kamera kalibrasi, 3 dimensi, transformasi, tracking, bahkan pada fungsi machine learning seperti deteksi dan pengenalan (Bradski, 2012).

Metode Penelitian

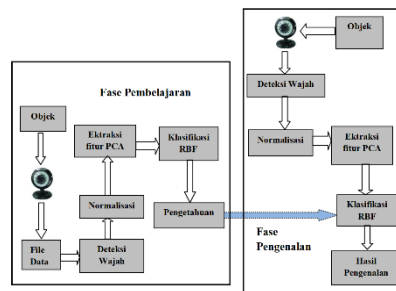
Kendala yang selama ini terjadi pada sistem pengenalan wajah adalah metode PCA sebagai metode ekstraksi fitur masih memberlakukan properti statistik yang sama bagi seluruh citra latih dari berbagai kelas yang menyebabkan hasil ekstraksi fitur tidak cukup merepresentasikan obyek yang akan dikenali. Oleh sebab itu, metode PCA perlu dikombinasikan dengan metode ekstrak fitur lainnya salah satunya adalah Linear Discriminant Analysis (LDA) agar mendapatkan kualitas fitur yang baik sebagai masukan jaringan saraf RBF.

Untuk mengatasi permasalahan-permasalahan tersebut maka dilakukan penelitian pengembangan perangkat lunak pengenalan wajah waktu nyata dengan jaringan saraf Fungsi Basis Radial (FBR). Berikut gambaran proses bisnis dari analisis masalah yang mendorong adanya pengembangan sistem pengenalan wajah waktu nyata dengan jaringan saraf Fungsi Basis Radial (FBR).



Gambar 2. Proses Bisnis Analisis Masalah Sistem Pengenalan Wajah

Penelitian ini, algoritma terdiri dari 2 fase, yaitu fase pembelajaran dan pengenalan wajah. Pada fase pembelajaran dilakukan proses pendeteksian wajah, normalisasi, ekstraksi fitur dan diakhiri dengan pembelajaran FBR. Sedangkan pada fase pengenalan, sistem melakukan 4 tahap utama yaitu deteksi wajah, normalisasi wajah, ekstraksi fitur dan klasifikasi wajah. Tahap-tahap tersebut dilakukan secara simultan atau bersamaan dengan memanfaatkan multithreading pada bahasa pemrograman. Berikut skema pemrosesan sistem pengenalan wajah waktu nyata untuk kedua fase tersebut

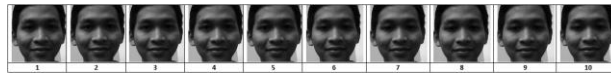


Gambar 3. Skema Pemrosesan Sistem Pengenalan Wajah

Objek yang diambil dalam penelitian ini adalah objek yang mengandung wajah dengan kriteria, yaitu: wajah tidak terhalang oleh objek lain, wajah frontal menghadap ke depan dengan berbagai ekspresi, citra wajah diambil dengan jarak, pencahayaan, efek dan skala yang sama.

Untuk mendapatkan citra yang dapat diolah oleh komputer maka digunakan kamera digital atau webcam. Pengambilan citra wajah dengan kamera digunakan pengaturan yang sama pada pencahayaan, kekontrasan, perbesaran dan beberapa efek lain pada citra.

Data set pada penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh dari setiap orang yang mendaftarkan diri ke dalam sistem secara langsung melalui kamera webcam. Data ini berupa citra wajah sebanyak 10 citra (berbagai ekspresi) untuk masing-masing orang yang terdaftar yaitu sebanyak 6 orang. Namun File data ini digunakan hanya untuk proses pembelajaran, sedangkan pada saat pengujian wajah akan diambil langsung dari kamera. Contoh citra wajah berbagai ekspresi yang menjadi file data pada penelitian ini terlihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Data Set Citra Wajah Berbagai Ekspresi

Untuk melakukan proses pengenalan wajah, sebelumnya dilakukan pendeteksian wajah pada frame video dari kamera. Tahap ini sepenuhnya dilakukan oleh library OpenCV dengan memanfaatkan fitur deteksi wajah yang telah ada.

Pada penelitian ini 10 citra wajah yang memenuhi syarat pengenalan wajah akan diakuisisi dengan ukuran 250x250 piksel untuk digunakan sebagai citra pembelajaran. Setelah proses akuisisi selesai, kemudian dilakukan tahap selanjutnya dalam pengenalan wajah waktu nyata yaitu normalisasi wajah.

Normalisasi wajah adalah proses standarisasi dari citra yang telah di akuisisi. Normalisasi wajah meliputi proses penskalaan, skala keabuan dan histogram.

Citra wajah yang telah diakuisisi pada tahap deteksi wajah memiliki perbedaan ukuran. Oleh karena itu, citra wajah perlu diseragamkan (normal) agar data dapat diproses kedalam ekstraksi fitur. Tahap normalisasi citra wajah dilakukan dengan mengubah citra yang berbeda skala menjadi skala yang seragam yaitu berukuran 40x40 piksel. Setelah penyeragaman citra dilakukan, maka selanjutnya seluruh citra diubah menjadi skala keabuan dan terakhir dilakukan proses histogram ekualisasi.

Ekstraksi fitur merupakan tahap menghitung nilai-nilai piksel dari citra wajah yang telah dinormalisasi untuk menentukan nilai fitur sebagai masukan FBR. Metode ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini merupakan kombinasi dari metode PCA dan LDA. Pertama citra wajah akan diproses menggunakan PCA untuk mengambil nilai representasi kelas. Setelah itu nilai-nilai tersebut diproses menggunakan LDA untuk melakukan pemisahan kelas, sehingga mendapatkan fitur yang baik untuk masukan FBR. Proses ekstraksi fitur dapat dilihat pada Gambar 5.



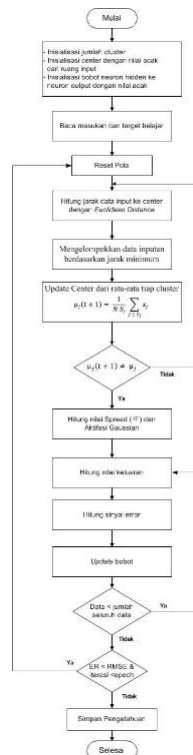
Gambar 5. Diagram alir ekstraksi fitur

Langkah pertama untuk ekstraksi fitur yaitu dengan membaca semua citra wajah yang telah dinormalisasi dan menyimpannya dalam sebuah matriks. Setelah itu matriks ini akan diproses menggunakan PCA. Karena metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur adalah kombinasi PCA dan LDA maka fitur PCA yang dapat dihasilkan yaitu sebanyak $N - c$, dimana N adalah jumlah citra wajah keseluruhan dan c adalah jumlah kelas. Pada penelitian ini menggunakan 6 kelas dan masing-masing kelas terdapat 10 citra wajah, berarti N bernilai 60 dan c bernilai 6 sehingga fitur yang dapat dihasilkan oleh PCA yaitu sebanyak 54.

PCA digunakan untuk mereduksi dimensi sedangkan setelah proses PCA selesai maka dilanjutkan dengan proses LDA untuk melakukan pemisahan kelas. Hasil fitur yang dapat dihasilkan oleh LDA paling banyak sejumlah $c - 1$, dimana c adalah kelas yang berjumlah 6, berarti hasil akhir fitur yang dihasilkan adalah 5 fitur.

Hasil akhir fitur yang berjumlah 5 fitur ini bersama dengan matriks W dan matriks mean disimpan dalam berkas yang selanjutnya digunakan pada tahap pembelajaran FBR dan klasifikasi.

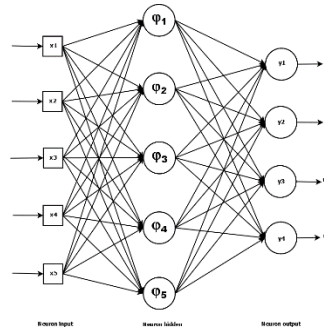
Setelah mendapatkan 5 fitur wajah beserta matriks yang akan dibutuhkan dalam klasifikasi, selanjutnya citra wajah akan dipelajari agar dapat dikenali. Pada hakikatnya sebuah wajah yang akan dikenali harus dipelajari terlebih dahulu secara berulang-ulang sampai sistem mencapai nilai yang mendekati untuk menentukan pemilik wajah yang diuji. Proses pra-pengenalan ini dilakukan pada tahap pembelajaran yang menggunakan jaringan saraf Radial Basis Function. Berikut proses pembelajaran FBR yang digambarkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Diagram Kerja Jaringan Saraf Tiruan Radial Basis Function

Proses pembelajaran FBR menggunakan hasil ekstraksi fitur sebagai input, yaitu sebanyak 5 fitur. Untuk penentuan target dilakukan binerisasi jumlah kelas yang terdaftar dan jumlah biner tersebut disesuaikan dengan jumlah output yaitu sebanyak 4 neuron. Kelas pertama terhitung 1 maka targetnya adalah 0001.

Setelah input dibaca dari hasil ekstraksi fitur dan target telah ditentukan maka akan diproses menggunakan topologi jaringan saraf tiruan Radial Basis Function pada Gambar 7.



Gambar 7. Topologi Jaringan Radial Basis Function

Keterangan :

$x_1 - x_5$: neuron input FBR

$\phi_1 - \phi_5$: neuron hidden FBR

$y_1 - y_4$: neuron output FBR

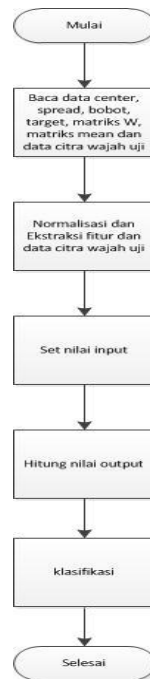
Penentuan 5 input berdasarkan hasil dari ekstraksi fitur yang telah dilakukan sebelumnya, sedangkan penentuan jumlah hidden yaitu berdasarkan jumlah input maka sama dengan 5 neuron hidden. Output yang digunakan sebanyak 4 neuron, dimana nilai-nilainya merupakan nilai biner yang dihitung berdasarkan banyaknya jumlah wajah yang terdaftar.

Penentuan parameter jaringan saraf FBR dilakukan agar proses pengenalan dan klasifikasi wajah dapat berjalan secara optimal. Tabel III-1 menunjukkan nilai-nilai parameter FBR yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 1. Parameter Jaringan Saraf FBR

No	Aspek Penilaian	Nilai Acuan
1	Jumlah Kluster	5
2	Jumlah neuron masukan	5
3	Jumlah neuron tersembunyi	5
4	Jumlah lapisan tersembunyi	1
5	Jumlah neuron keluaran	4
6	Jumlah bobot tersembunyi ke keluaran	20
7	Kecepatan pembelajaran (alpha)	0.25
8	Momentum	0.9
9	Error pembelajaran	0.001
10	Fungsi aktivasi	Gaussian dan Sigmoid
11	Fungsi hitung kesalahan	Root mean square error

Klasifikasi wajah dalam penelitian ini menggunakan jaringan saraf tiruan Radial Basis Function (JST FBR). Mekanisme klasifikasi wajah dilakukan setelah menentukan fitur-fitur yang dapat dikategorikan sebagai wajah pada hasil proses PCA yang juga sebagai inputan dari jaringan saraf FBR. Ada 2 mekanisme dalam proses JST FBR, yaitu mekanisme pembelajaran dan pengujian. Pada mekanisme pembelajaran, citra wajah (10 sampel wajah per orang) yang telah dilatih akan disimpan bobot-bobotnya dan menjadi pengetahuan untuk proses pengujian. Pada proses pengujian, citra wajah akan diklasifikasi ke dalam 2 kelas, yaitu jika kesalahan kurang dari atau sama dengan 0.1 maka wajah dikenali. Sedangkan jika kesalahan lebih dari 0.1 maka wajah tidak dikenali.



Gambar 8. Diagram alir klasifikasi wajah

Langkah pertama klasifikasi yaitu membaca data yang diperlukan, yaitu center terbaru, spread, bobot, target, matriks W, matriks mean, dan data citra wajah yang akan diklasifikasi. Setelah semua data dibaca maka tahap selanjutnya mengambil fitur dari citra wajah yang akan diuji, karena pemilihan fitur LDA adalah c-1 sedangkan citra wajah uji hanya satu maka untuk mengambil fiturnya digunakan persamaan berikut.

$$\text{Fitur} = W^T(X-M) \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan:

- W : Matriks W hasil pembelajaran FBR
- X : Matriks data citra wajah uji
- M : Matriks mean hasil pembelajaran FBR

Setelah didapatkan fitur menggunakan persamaan III-1 maka fitur akan diproses untuk mendapatkan output yang selanjutnya dapat diklasifikasikan sebagai wajah dikenali atas nama yang telah terdaftar.

a. Pengumpulan Data:

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil gambar wajah dari 6 individu dengan berbagai ekspresi. Gambar diambil dari sudut pandang yang berbeda dan dengan pencahayaan yang bervariasi.

b. Preprocessing dan Ekstraksi Fitur:

Langkah awal adalah deteksi wajah menggunakan algoritma Haar Cascade, dilanjutkan dengan konversi ke grayscale dan normalisasi. Fitur diekstraksi melalui metode hybrid PCA dan LDA agar data yang digunakan optimal dan berkualitas tinggi.

c. Pelatihan Jaringan RBF:

Data fitur yang sudah diekstraksi digunakan sebagai input ke jaringan RBF. Parameter pusat (center) dan bobot dioptimalkan melalui metode clustering K-means dan pengujian validasi.

d. Pengujian:

Pengujian dilakukan di dua skenario: tempat yang sama (training dan testing di lokasi yang sama) dan berbeda (training di satu lokasi dan pengujian di lokasi lain). Akurasi diukur dari hasil pengenalan wajah.

Hasil dan Pembahasan

a. Lingkungan Implementasi

Lingkungan implementasi perangkat lunak yang dibangun menggunakan jenis dan spesifikasi sebagai berikut :

Tabel 2. Lingkungan Implementasi

No	Jenis	Spesifikasi
1	Perangkat Keras	Laptop Lenovo B490 Processor Intel® Core™ i3-3110M CPU@ 2.4GHz (4CPUs) RAM 4 GB Hard Disk 500 GB VGA Nvidia Geforce® 1 GB
2	Perangkat Lunak	Sistem operasi Windows 7 Ultimate 32-bit Compiler Netbeans IDE 7.2.1
3	Bahasa Pemrograman	Java

b. Implementasi Kelas

Kelas-kelas yang telah dirancang pada bab III sebelumnya akan diimplementasikan dalam bahasa pemrograman Java. Tabel 3 menunjukkan implementasi kelas dalam bahasa java.

Tabel 3. Daftar implementasi kelas

No	Nama Kelas	Nama File	Keterangan
1	MainFrame	MainFrame.java	Kelas antarmuka utama
2	eMatriks	eMatriks.java	Kelas entitas Matriks yang menyimpan hasil proyeksi ekstraksi fitur
3	PCA	PCA.java	Kelas ekstraksi fitur metode PCA
4	LDA	LDA.java	Kelas <i>thread</i> ekstraksi fitur metode LDA
5	DeteksiWajah	DeteksiWajah.java	Kelas <i>thread</i> pengontrol yang mengangani proses deteksi wajah
6	produksiWajah	produksiWajah	Kelas <i>thread</i> pengontrol yang mengangani proses produksi wajah
7	Normalisasi	Normalisasi.java	Kelas <i>thread</i> pengontrol yang mengangani proses normalisasi
8	NormalisasiGambar	NormalisasiGambar.java	Kelas pengontrol yang mengangani proses normalisasi
9	HistogramEq	HistogramEq.java	Kelas pengontrol yang mengangani proses histogram equalization
10	cDTP	cDTP.java	Kelas <i>thread</i> pengontrol yang mengangani proses antara kelas deteksi wajah dan produksi wajah
11	cPTN	cPTN.java	Kelas <i>thread</i> pengontrol yang mengangani proses antara kelas produksi wajah dan normalisasi
12	bacaKonfigurasi	bacaKonfigurasi.java	Kelas pengontrol untuk pembacaan konfigurasi
13	RBF	RBF.java	Kelas <i>thread</i> pengontrol turunan dari kelas jaringan saraf tiruan
14	RFBelajar	RFBelajar.java	Kelas <i>thread</i> pengontrol turunan dari kelas jaringan saraf tiruan yang mengangani proses pembelajaran
15	RBUjian	RBUjian.java	Kelas <i>thread</i> pengontrol turunan dari kelas jaringan saraf tiruan yang mengangani proses pengujian
16	BT	BT.java	Kelas pengontrol untuk manajemen target dan bobot
17	eBT	eBT.java	Kelas entitas yang menampung target dan bobot
18	PenyimpananData	PenyimpananData.java	Kelas pengontrol yang mengangani manajemen penyimpanan data

c. Implementasi Antar Muka

Gambar implementasi antarmuka dari perangkat lunak yang telah dibangun dapat dilihat pada gambar 9.



Gambar 9. Antarmuka Main Frame

d. Pengujian Perangkat Lunak

Pada subbab ini akan dibahas mengenai pengujian perangkat lunak yang telah dibangun. Pengujian perangkat lunak dilakukan terhadap hasil implementasi yang telah dilakukan pada tahap implementasi.

e. Lingkungan Pengujian

Lingkungan pengujian perangkat lunak yang telah dibangun meliputi lingkungan perangkat keras, perangkat lunak. Berikut adalah spesifikasi perangkat keras yang digunakan untuk pengujian:

1. Perangkat Keras

- a. Laptop Lenovo B490
- b. Processor Intel® Core™ i3-3110M CPU@ 2.4GHz (4CPUs)
- c. RAM 4 GB
- d. Hard Disk 500 GB
- e. VGA Nvidia Geforce® 1 GB
- f. Cyberlink Youcam 4.0.0820(Deluxe) *Licensed to* Lenovo

2. Perangkat lunak

- a. Sistem operasi Windows 7 Ultimate 32-bit
- b. *Compiler* Netbeans IDE 7.2.1

f. Use Case Pra-Pemrosesan

Tabel 4. Rencana Pengujian Use Case Pra-Pemrosesan

No.	Identifikasi	Pengujian	Jenis Pengujian	Tingkat Pengujian
1	U-1-101	Pemrosesan gambar tanpa wajah pada kamera	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit
2	U-1-102	Pemrosesan gambar dengan objek lain	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit
3	U-1-103	Penyimpanan pemrosesan gambar	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit

g. Use Case Ekstraksi fitur

Tabel 5. Rencana Pengujian Use Case Ekstraksi fitur

No.	Identifikasi	Pengujian	Jenis Pengujian	Tingkat Pengujian
1	U-2-101	Penyimpanan gambar hasil <i>eigen face</i> dan <i>fisher face</i>	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit
2	U-2-102	Penyimpanan data hasil ekstraksi	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit

h. Use Case Pembelajaran RBF

Tabel 6. Rencana Pengujian Use Case Pembelajaran RBF

No.	Identifikasi	Pengujian	Jenis Pengujian	Tingkat Pengujian
1.	U-3-101	Antar muka pendaftaran wajah	<i>Blackbox</i>	Pengujian Antar Muka
2.	U-3-102	Pendaftaran wajah dengan nama	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit
3.	U-3-103	Pendaftaran wajah dengan nama kosong	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit

4.	U-3-104	Pendaftaran wajah dengan keberadaan wajah	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit
5.	U-3-105	Pendaftaran wajah dengan tidak keberadaan wajah	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit

i. Use Case Pengujian RBF

Tabel 7. Rencana Pengujian Use Case Pengujian RBF

No.	Identifikasi	Pengujian	Jenis Pengujian	Tingkat Pengujian
1.	U-4-101	Pengenalan wajah dengan menggunakan wajah	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit
2.	U-4-102	Pengenalan wajah dengan menggunakan objek lain	<i>Blackbox</i>	Pengujian Unit

j. Hasil Pengujian

Terdapat 3 jenis pengujian yang dilakukan pada penelitian ini yaitu:

1. Pengujian data citra wajah yang sama dengan data latih;
2. Pengujian data citra wajah secara waktu nyata ditempat sama;
3. Pengujian data citra wajah secara waktu nyata ditempat berbeda.

k. Pengujian data citra wajah yang sama dengan data latih

Pengujian ini menggunakan data uji yang sama dengan data latih yaitu 10 citra wajah untuk masing-masing 6 orang dengan total 60 citra wajah. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel IV-11.

Tabel 8. Hasil pengujian 1

No	Nama	Hasil Pengenalan	
		Benar	Salah
1	Azim	10	0
2	Cikonah	10	0
3	Riska	10	0
4	Basya	10	0
5	Fitri	10	0
6	Riri	10	0
Total		100%	0%

l. Pengujian Data Citra Wajah Secara Waktu Nyata Ditempat Sama

Pengujian ini menggunakan data uji yang diambil secara waktu nyata dengan tempat pengambilan data latih dan data uji yang sama dimana dari 6 orang masing-masing dilakukan 10 kali pengujian. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil pengujian 2

No	Nama	Hasil Pengenalan	
		Benar	Salah
1	Azim	10	0
2	Cikonah	10	0
3	Riska	9	1
4	Basya	8	2
5	Fitri	8	2
6	Riri	7	3
Total		86%	14%

m. Pengujian Data Citra Wajah Secara Waktu Nyata Ditempat Berbeda

Pengujian ini menggunakan data uji yang diambil secara waktu nyata dengan tempat pengambilan data latih dan data uji yang berbeda dimana dari 6 orang masing-masing dilakukan 10 kali pengujian. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil pengujian 3

No	Nama	Hasil Pengenalan	
		Benar	Salah
1	Azim	9	1
2	Cikonah	9	1

3	Riska	10	0
4	Basya	8	2
5	Fitri	7	3
6	Riri	5	5
Total		80%	20%

n. Analisis Hasil Pengujian

Pada kasus uji pertama mengenai pengujian data citra wajah yang sama dengan data latih menunjukkan bahwa sistem dapat mengenali seluruh sampel citra dengan akurasi 100%. Hal ini disebabkan penggunaan metode ekstraksi fitur PCA yang didukung LDA dapat menghasilkan nilai-nilai fitur yang kecil (0 s.d 1) sehingga memudahkan jaringan syaraf *Radial Basis Function* dalam mempelajari objek yang ingin dikenali.

Pengujian kedua adalah pengujian secara waktu nyata (*real-time*) yaitu dengan mengambil secara langsung data citra wajah uji melalui kamera dengan tempat pengambilan data latih dan data uji yang sama, agar intensitas cahaya pada data latih dan data uji tidak terlalu berbeda. Pada tabel IV-11 menunjukkan hasil pengujian yang relatif baik yaitu sebesar 86%. Untuk data uji Riska, Basya, Fitri dan Riri terjadi kesalahan yaitu secara berturut-turut gagal dikenali sebanyak 1 kali, 2 kali, 2 kali, dan 3 kali. Pengenalan wajah yang salah pada pengujian kedua ini disebabkan oleh perbedaan posisi wajah, kemiringan dan perbedaan ekspresi.

Pengujian ketiga dilakukan serupa dengan pengujian kedua namun dengan mengambil data latih dan data uji pada tempat yang berbeda, dengan tujuan untuk melihat pengaruh perbedaan intensitas cahaya terhadap pengenalan. Tabel 9. menunjukkan akurasi pengenalan yang lebih kecil dari pengujian satu dan kedua, yaitu sebesar 80%. Sedangkan kesalahan pengenalan wajah sebesar 20%. Pada pengujian ketiga ini pengenalan wajah yang salah disebabkan oleh perbedaan intensitas cahaya. Arah cahaya yang berbeda juga mempengaruhi pengenalan karena membuat perbedaan bayangan pada wajah.

Pada kondisi normal metode ekstraksi fitur PCA yang didukung metode LDA sudah mampu menghasilkan fitur yang baik untuk pengenalan wajah. Selain itu, metode pembelajaran RBF juga menghasilkan nilai-nilai pengetahuan yang baik sehingga dapat dikenali. Pengenalan wajah yang gagal disebabkan oleh faktor-faktor lain seperti perbedaan posisi wajah, ekspresi, intensitas dan arah cahaya. Selain itu jumlah data latih yang digunakan dan jumlah fitur juga mempengaruhi akurasi pengenalan citra wajah.

Simpulan

Kesimpulan yang diperoleh pada penelitian ini adalah Arsitektur jaringan saraf Fungsi Basis Radial telah mampu mengenali wajah secara waktu nyata; Kombinasi metode PCA untuk mengambil representasi kelas dan LDA untuk pemisahan kelas mampu menghasilkan ekstraksi fitur yang merepresentasikan obyek untuk pengenalan wajah; Kecepatan pembelajaran jaringan saraf Fungsi Basis Radial memiliki performa lebih baik dengan waktu menit; Perangkat lunak yang dibangun telah mampu mengenali wajah dengan tingkat akurasi 86% pada tempat latih dan tempat uji yang sama, sedangkan pada tempat latih dan tempat uji yang berbeda didapat akurasi sebesar 80%;

Daftar Pustaka

- [1] Abdul F, Ikhsan H, Sunardin, 2008. Sistem Pengenalan Wajah Manusia Secara Realtime Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan. SNATI.
- [2] Balasubramanian, M., Palanivel, S., and Ramalingam. 2008. Real-time face and Mouth Recognition using Radial Basis Function Neural Networks. Elsevier, ScienceDirect. 36 (2009) 6879–6888.
- [3] Bansal, A., Mehta, K., Arora, S.. 2012. Face Recognition Using PCA & LDA Algorithms. Second International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies
- [4] Bradski, Gary. 2012. OpenCV Wiki. (<http://opencv.willowgarage.com/wiki/>, diakses 28 Februari 2013).
- [5] Christiansen, Eric and Pavlenko, Andrey. 2013. OpenCV 2.4.4 Documentation-Introduction to OpenCV (<http://docs.opencv.org/doc/tutorials/>, diakses 28 Februari 2013).
- [6] Eleyan, Alaa and Demirel, Hasan. 2006. PCA and LDA Based Face Recognition Using Feedforward Neural Network Classifier. Department of Electrical and Electronic Engineering, Eastern Mediterranean University, Gazimağusa, North Cyprus, via Mersin 10, Turkey
- [7] Er, Meng Joo., Wu, Shiqian., dan Lu, Juwei. 1999. Face Recognition Using Radial Basis Function (RBF) Neural Networks. Conference on Decision and Control, Phenix, Arizona USA, December 1999.
- [8] Er, Meng Joo., Wu, Shiqian., Lu, Juwei., dan Toh, Hock Lye. 2002. Face Recognition Using Radial Basis Function (RBF) Neural Networks. IEEE Transactions on Neural Networks. Vol. 13 No.3, May 2002.

-
- [9] Fadlil, Abdul. 2007. Perbandingan Pengklasifikasi Fungsi Jarak dan Jaringan Syaraf Tiruan pada Sistem Pengenalan Wajah. Seminar Nasional Teknologi Informasi. SNATI.
- [10] Febianto, Abdul Jabbar. 2012. Pengenalan Wajah Dengan Metode Principal Component Analysis (PCA) Pada Sistem Absensi Real-Time. Teknik Elektro dan Teknologi Informasi- Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- [11] Fajaryanti, Julia. 2009. Implementation Radial Basis Function Neural Network For Training Process in Face Recognition System. Gunadarma University.
- [12] Gutta, Srivinas, Wechsler H. 1996. Face Recognition Using Hybrid Classifier System. Department of Computer Science, George Masson University, Fairfax, VA.
- [13] Haykin, Simon. 2009. Neural Networks and Learning Machines (Third Edition). Pearson Prentice Hall, New Jersey, USA.
- [14] Izzati, Siti Dhamirah Binti Damni. 2011. The Face Recognition System By Using The Radial Basis Function Neural Network (RBFNN). Fakulti Kejuruteraan Elektronik dan Kejuruteraan Computer Universiti Teknikal Malaysia Melaka.
- [15] Khashman, Adnan., dan Garad, Akram A. 2006. Multi-expression Face Recognition Using Neural Network and Feature Approximation. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. ISMIS 2006, LNAI 4203, pp.296-305,2006.
- [16] Kim, Kyungnam. 2001. Face Recognition using Principle Component Analysis. Department of Computer Science University of Maryland, College Park MD 20742, USA.
- [17] Kruchten, Philippe. 2000. The Rational Unified Process : An Introduction. Addison-Wesley.
- [18] Lim, R., Raymond, Gunadi, K.. 2002. Face Recognition Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis (LDA). KOMMIT2002 Auditorium Universitas Gunadarma, Jakarta
- [19] Putri, Puspita, Wirawan, dan Kusuma H. 2011. Penerapan Metode Phase Congruency Image (PCI) dalam Pengenalan Citra Wajah secara Otomatis. Jurusan Teknik Elektro – FTI, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- [20] Setiady, Deny. 2011. Sistem Pengenalan Wajah Waktu Nyata Berdasarkan PCA Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. Tugas Akhir Program Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya.
- [21] Soelaiman, Rully., Purwitasari, Diana., dan Hayati, Ariadi. 2006. Pengembangan Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode Pengklasifikasian Hibrid Berbasis Jaringan Fungsi Basis Radial dan Pohon Keputusan Induktif. Jurnal Informatika. Vol. 6, No. 2, Nopember 2005: 115 – 124.
- [22] Sutoyo T, Edy M, Vincent S, Oky D N, Wijanarto, 2009. Teori Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- [23] Teja, Prabhu G., and Ravi, S. 2012. Face Recognition using Subspaces Techniques. IEEE. ISBN: 978-1-4673-1601-9
- [24] Thomaz, C.E., Feitosa, R.Q., and Veiga Alvaro. 2000. Design of Radial Basis Function Network as Classifier in Face Recognition Using Eigenfaces. Universidade Estadual Rio de Janeiro, Brazil.