

Perbandingan Metode Eigenface, Fisherface, dan LBPH pada Sistem Pengenalan Wajah

Qadrisa Mutiara Detila dan Eri Prasetyo Wibowo

Program Studi Teknik Informatika
Universitas Gunadarma, Jl. Margonda Raya No. 100, Depok
E-mail: qadrisamutiara@gmail.com, eri@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak

Sistem pengenalan wajah manusia merupakan sebuah sistem yang tidak mudah karena manusia memiliki ekspresi wajah, penampilan, dan pose yang bervariasi. Selain itu, kondisi cahaya, jarak, dan kualitas kamera merupakan tantangan untuk merancang sistem pengenalan wajah secara real-time dengan tingkat akurasi yang tinggi. Terdapat berbagai jenis metode pengenalan wajah, diantaranya adalah Eigenface, Fisherface, dan Local Binary Patterns Histograms (LBPH). Penelitian ini dilakukan untuk membandingkan metode pengenalan wajah antara Eigenface, Fisherface, dan LBPH dalam perubahan tingkat kecerahan, ekspresi wajah, dan tingkat akurasi pengenalan wajah. Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan mengenai perbandingan ketiga metode pengenalan wajah tersebut, dapat ditarik kesimpulan bahwa metode LBPH merupakan metode yang paling akurat dan efisien dibandingkan dengan metode Eigenface dan Fisherface.

Kata Kunci: Pengenalan Wajah, Eigenface, Fisherface, LBPH.

Pendahuluan

Pengenalan wajah merupakan salah satu teknik dari sistem identifikasi berbasis biometrik yang dikembangkan berdasarkan perbedaan ciri wajah seseorang sebagai parameter utamanya [1]. Sistem pengenalan wajah adalah teknologi yang mampu mengidentifikasi atau memverifikasi seseorang dari citra digital atau video [2]. Teknologi pengenalan wajah mulai berkembang dengan adanya sistem semi-otomatis dimana sistem dapat menemukan fitur utama dari wajah manusia (mata, telinga, hidung, dan mulut) dalam foto dengan menghitung jarak dan rasio dari satu titik ke titik referensi global [3,4]. Secara umum, proses pengenalan wajah dilakukan dengan memberikan masukan berupa citra untuk dicocokkan dengan citra yang disimpan dalam sistem [5].

Deteksi wajah adalah langkah awal dalam proses pengenalan wajah yang memiliki pengaruh besar pada kinerja dan kegunaan dari seluruh sistem pengenalan wajah [2]. Salah satu metode deteksi wajah adalah Haar-like feature yang dikemukakan oleh Viola & Jones. Metode ini terbagi menjadi 3 komponen utama,

diantaranya Integral Image, Adaptive Boosting, dan Cascade of Classifier [2]. Dari ketiga komponen tersebut, yang digunakan pada penelitian ini adalah Cascade of Classifier. Komponen ini adalah metode untuk menggabungkan classifier yang lebih kompleks secara berturut-turut dalam struktur cascade yang secara dramatis meningkatkan kecepatan detektor dengan memfokuskan perhatian pada daerah yang menjanjikan dari gambar [2].

Selain metode deteksi wajah, terdapat juga berbagai jenis metode pengenalan wajah. Penelitian ini menggunakan 3 metode pengenalan wajah yaitu Eigenface, Fisherface, dan Local Binary Patterns Histograms (LBPH). Eigenface merupakan salah satu metode pengenalan wajah yang menggunakan algoritma Principal Component Analysis (PCA) untuk mereduksi dimensi dari dimensi citra menjadi dimensi ciri [6,7,8]. PCA mungkin adalah teknik statistik multivarian yang paling populer dan digunakan oleh hampir semua disiplin ilmu [6,9].

Metode Fisherface dikembangkan oleh Peter N. Belhumeur, João P. Hespanha, dan David J. Kriegman [7]. Metode ini meru-

pakan turunan dari Fisher's Linear Discriminant (FLD). Dasar dari metode Fisherface adalah reduksi dimensi yang sekaligus memperbesar rasio jarak antara kelas (between-class scatter) terhadap jarak intra kelas (within-class scatter) [7,8].

Local Binary Patterns (LBP) adalah jenis visual descriptor yang digunakan untuk pengklasifikasian pada computer vision. LBP operator merupakan salah satu metode pengenalan tekstur dengan kinerja terbaik yang dikembangkan oleh Ojala et al [10]. LBP kemudian ditingkatkan untuk pengenalan wajah dengan memasukkan histogram dan menjadi sebuah metode yang disebut Local Binary Patterns Histograms (LBPH) [11].

Penulisan ini terdiri dari beberapa bagian: Bagian 2 menjelaskan tentang penelitian terkait dari penelitian terdahulu. Bagian 3 landasan teori. Bagian 4 menjelaskan tentang metode penelitian yang dilakukan. Bagian 5 menjelaskan tentang hasil dari percobaan penelitian yang dilakukan. Bagian 6 kesimpulan.

Penelitian Terkait

Berdasarkan penelitian Sudha Narang, dkk dari Maharaja Agrasen Institute of Technology India yang berjudul "Comparison of Face Recognition Algorithms Using OpenCV for Attendance System" menghasilkan bahwa metode Local binary patterns histograms (LBPH) merupakan metode yang paling akurat dan efisien dengan menggunakan OpenCV untuk sistem absensi sekolah dengan pengenalan wajah. Dan juga, perubahan cahaya tidak menjadi masalah besar dalam sistem absensi tersebut [12].

Septian Adi Wijaya dari Universitas Brawijaya membandingkan metode pengenalan wajah berbasis android dan menghasilkan bahwa Local binary patterns histograms (LBPH) adalah metode yang paling cocok untuk dilakukan pengenalan citra wajah untuk diimplementasikan pada perangkat android karena menggunakan penghitungan yang sederhana [13]. Menurut Deng W. et al, LBP adalah salah satu local descriptors terpopuler untuk face recognition dan telah digunakan oleh berbagai macam sistem pengenalan [14].

Adapun penelitian yang membandingkan performa dari metode LBP dan turunan-

nya. K. Meena dan Dr. A. Suruliandi dalam penulisannya yang berjudul "Performance Evaluation Of Local Binary Patterns And It's Derivatives For Face Recognition" menyimpulkan bahwa dari semua metode LBP dan variasinya yaitu DLBP, LDP, dan ALBP, LDP menghasilkan recognition rate yang bagus dibandingkan metode lainnya [10]. Dari beberapa penelitian yang telah dilakukan, Local Binary Patterns merupakan metode yang cocok untuk sistem pengenalan wajah.

Metode Pengenalan Wajah

Eigenface

Eigenface adalah suatu metode pengenalan wajah berdasarkan pada metode Principal Component Analysis (PCA) yang dikembangkan oleh Turk & Pentland pada tahun 1991. Metode ini merepresentasikan gambar sebagai vektor untuk menemukan komponen utama dari wajah atau Eigenvector dari matriks kovarian dari kumpulan gambar wajah [15]. Penghitungan Eigenface menggunakan Principal Component Analysis (PCA) adalah sebagai berikut [15,16].

1. **Menyiapkan data.** Dalam tahap ini, citra wajah yang merupakan data training (T_i) harus dipersiapkan terlebih dahulu.
2. **Mencari selisih rata – rata.** Rata-rata matriks Ψ harus dihitung, kemudian kurangi dari data training wajah (T_i) dan hasilnya disimpan dalam variabel Φ_i

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M T_n \quad (1)$$

$$\Phi_i = T_i - \Psi \quad (2)$$

3. **Menghitung matriks kovarian.** Langkah selanjutnya menghitung matriks kovarian C berdasarkan,

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T \quad (3)$$

4. **Menghitung eigenvectors dan eigenvalues dari matriks kovarian.** Dalam tahap ini, eigenvectors (eigenface) μ_i dihasilkan dari matriks kovarian C yang disesuaikan berdasarkan eigenvalues λ_i .

5. **Memilih komponen utama.** Dari M eigenvectors (eigenface) μ_i , hanya M' yang dipilih dimana memiliki eigenvalues paling besar. Semakin besar eigenvalues, maka semakin besar karakteristik fitur dari citra wajah yang digambarkan oleh eigenvectors. Eigenface dengan eigenvalues yang rendah dapat dihilangkan selama nilai tersebut merupakan sebagian kecil dari ciri-ciri karakteristik wajah. Setelah M' dan eigenface μ_i , ditentukan, fase “training” dari metode ini selesai.

$$S_B = \sum_{i=1}^C N_i(\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \tag{5}$$

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T \tag{6}$$

dimana N_i adalah jumlah anggota kelas X_i dan μ_i adalah rata-rata kelas citra X_i , $i = 1, 2, \dots, C$. Kemudian Fisher’s Linear Discriminant (FLD) yang menjadi dasar dari metode Fisherface, memilih matriks transformasi W yang dapat memaksimalkan rasio antara determinan between-class scatter, S_B dengan within-class scatter, S_W , dari vektor-vektor ciri. Pernyataan tersebut dapat diekspresikan sebagai berikut:

$$W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1 w_2 \dots w_m] \tag{7}$$

Fisherface

Fisherface dikembangkan untuk mengatasi kelemahan Eigenface. Peter N. Belhumeur, João P. Hespanha, dan David J. Kriegman berpendapat bahwa dengan menggunakan metode linear class specific untuk reduksi dimensi dapat diperoleh akurasi pengenalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode Eigenface [7,8]. Fisher’s Linear Discriminant (FLD) dimulai dengan menghitung perbedaan vector pada setiap kelas. Untuk semua kelas citra training yang tersebar dalam matrix SB. Misalkan x_n , $i = 1, 2, \dots, N$, adalah vektor citra dimensi-n dan masing-masing vektor citra merupakan anggota dari salah satu C kelas citra $\{X_1, X_2, \dots, X_C\}$, vektor μ adalah rata-rata vektor citra yang diperoleh dari persamaan:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \tag{4}$$

maka matriks between-class scatter, S_B dan matriks within-class scatter, S_W dapat diperoleh melalui persamaan berikut:

dimana w_i , $i = 1, 2, \dots, m$, merupakan m buah vektor ciri dari rasio antara S_B dengan S_W (dalam bentuk vektor baris), yang disesuaikan dengan m buah nilai ciri tersebut. Jika w_i adalah vektor ciri dari rasio antara matriks S_B dengan S_W dan λ_i merupakan nilai ciri yang disesuaikan maka:

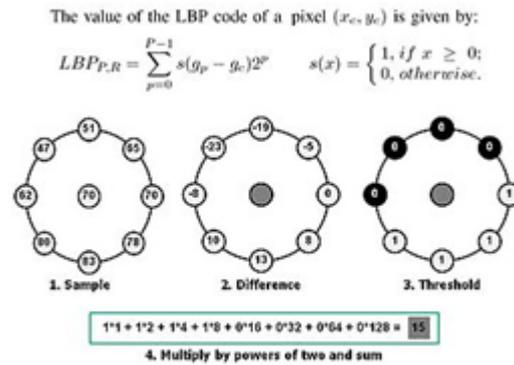
$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i \tag{8}$$

dimana $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_m$. Pada pengenalan wajah, matriks within-class scatter, S_W , yang dihasilkan selalu singular. Hal ini disebabkan oleh batas maksimum dari matriks S_W adalah $(N - C)$ dan pada umumnya, jumlah citra masukan, N , jauh lebih kecil dari dimensi citra, n . Untuk mengatasi hal ini, vektor-vektor citra terlebih dahulu ditransformasikan ke vektor ciri dimensi- $(N - C)$ dengan menggunakan PCA.

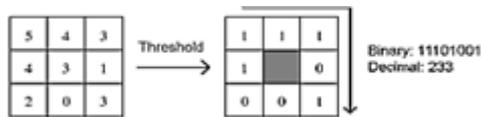
Local Binary Patterns Histograms (LBPH)

LBPH merupakan suatu metode yang biasa digunakan pada computer vision, image processing, dan pengenalan pola. Metode ini sesuai

untuk ekstraksi fitur karena menggambarkan tekstur dan struktur gambar. Operator original LBP, yang bekerja pada 8-neighbors pixels, diperkenalkan oleh Ojala et al [17]. Tahapan pada metode LBPH sama dengan original-LBP operator [13]. Pada metode LBP dilakukan pembagian daerah menjadi beberapa bagian untuk membandingkan nilai biner piksel terhadap citra dengan piksel 8x8 disekelilingnya dan masing-masing piksel tersebut mempunyai nilai tertentu.



Gambar 2: Komputasi LBP



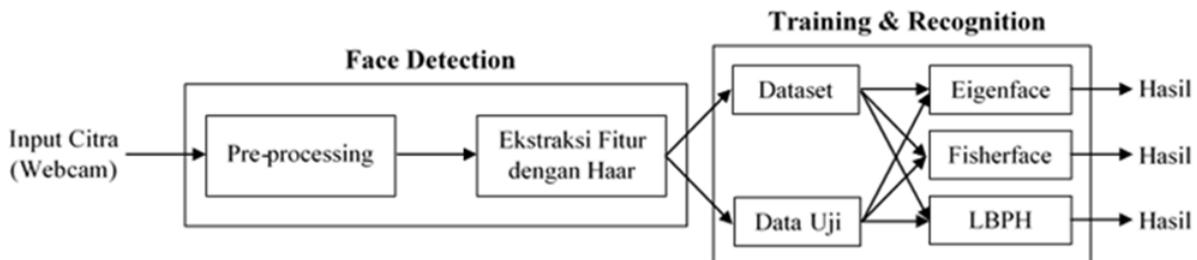
Gambar 1: Original LBP operator

Setelah diubah menjadi nilai biner maka akan menghasilkan deret biner yang kemudian jika diubah menjadi nilai desimal akan menghasilkan nilai baru untuk nilai tengah piksel selanjutnya, deret biner tersebut yang disebut dengan kode LBP. Kode LBP yang dihasilkan tersebut direpresentasikan dengan histogram. Histogram akan menunjukkan frekuensi kejadian dari berbagai nilai LBP. Secara umum perhitungan LBP ini bisa dilakukan dengan rumus berikut [13]:

Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur untuk mendapatkan nilai histogram dengan mengubah setiap piksel dari citra dengan thresholding piksel 3x3-neighbors dan setiap ukuran piksel 3x3-neighbors tersebut diambil satu piksel tengah untuk menjadi pembanding. Jika nilai sekelilingnya lebih besar atau sama dari piksel yang menjadi pembanding dalam nilai grayscale maka akan diubah nilainya menjadi 1 dan sebaliknya jika nilai sekelilingnya lebih kecil maka akan diubah nilainya menjadi 0 [13].

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c)2^p \quad (9)$$

Dengan P adalah nilai sampling point yang digunakan dan R adalah besar radius. Kemudian, g_p merupakan nilai piksel neighbors dan g_c merupakan besar nilai tengah piksel pada sampling point. Pada penghitungan ini dilakukan penggantian nilai piksel dengan nilai nol dan satu.

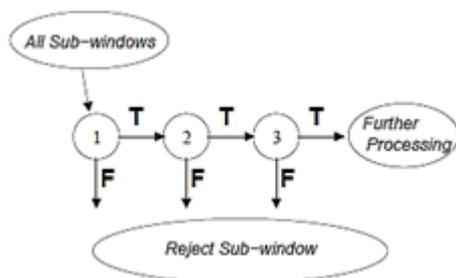


Gambar 3: Rancangan sistem pengenalan wajah

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan dataset yang diperoleh dari pengambilan citra menggunakan webcam dan classifier dalam bentuk xml file untuk deteksi wajah dan proses pengenalan. Tahap awal dalam sistem pengenalan wajah adalah proses deteksi wajah. Perancangan sistem pengenalan wajah yang diilustrasikan dalam bentuk blok diagram seperti pada gambar 3.

Dalam proses deteksi wajah terdapat dua langkah, pertama adalah pre-processing dimana citra input akan dikonversi ke grayscale, langkah kedua adalah ekstraksi fitur dengan Haar-cascade classifier. Bentuk keseluruhan dari proses deteksi menggunakan Haar adalah bentuk degenerasi pohon keputusan, yang disebut “cascade” (lihat Gambar 4). Hasil positif dari classifier pertama memicu evaluasi penggolong kedua yang juga telah disesuaikan untuk mencapai tingkat deteksi yang sangat tinggi. Hasil positif dari classifier kedua memicu classifier ketiga, dan seterusnya. Hasil negatif pada titik mana pun mengarah pada penolakan langsung sub-window [5].



Gambar 4: Alur Haar-cascade classifier

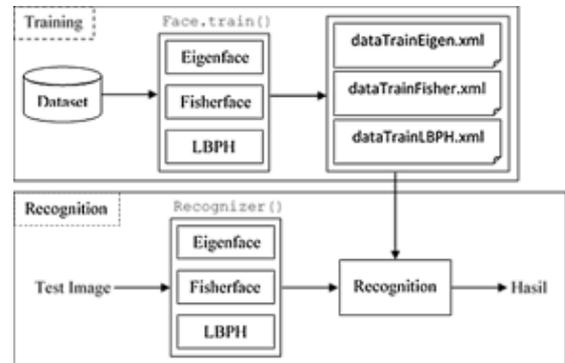
Kemudian setelah proses deteksi wajah, terdapat dua proses yaitu training dan recognition. Kedua proses tersebut akan diilustrasikan dalam bentuk blok diagram seperti pada gambar 5.

Untuk proses pengenalan wajah yang lebih jelas diilustrasikan dalam bentuk blok diagram (gambar 6).

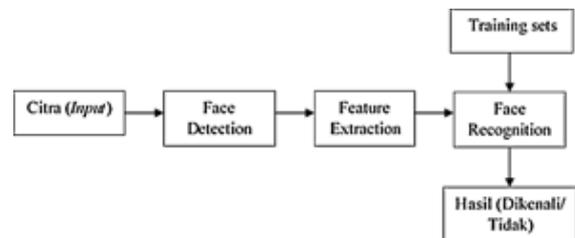
Pelatihan Dataset

Citra untuk penelitian ini diambil dari kamera yang menghasilkan citra dinamis kemudian di konversi menjadi citra statis, lalu disimpan ke dalam folder dataset untuk dijadikan citra

training. Dalam penelitian ini terdapat 6 kelas yang memungkinkan untuk dilakukan pengenalan citra wajah. Sampel citra dari tiap kelas dilatih menggunakan ketiga metode tersebut. Citra yang telah dilatih kemudian disimpan kedalam xml file.



Gambar 5: Training dan recognition



Gambar 6: Blok diagram pengenalan wajah

Pelatihan Dataset

Citra untuk penelitian ini diambil dari kamera yang menghasilkan citra dinamis kemudian di konversi menjadi citra statis, lalu disimpan ke dalam folder dataset untuk dijadikan citra training. Dalam penelitian ini terdapat 6 kelas yang memungkinkan untuk dilakukan pengenalan citra wajah. Sampel citra dari tiap kelas dilatih menggunakan ketiga metode tersebut. Citra yang telah dilatih kemudian disimpan kedalam xml file.

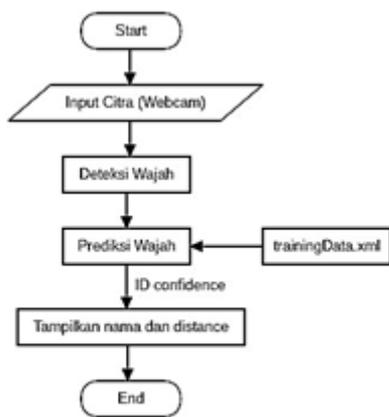
Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini untuk setiap metode berbeda-beda. Untuk metode Eigenface (PCA) yang menjadi fitur ekstraksi adalah jarak Euclidean terkecil. Fisherface (FLD) yang menjadi fokus ekstraksi fitur adalah dengan menghitung vektor terbaik dari perbedaan antara 2 kelas. Untuk Local Binary Patterns Histograms (LBPH) yang menjadi fokus untuk ekstraksi fitur adalah nilai

histogram citra itu sendiri. Jika dalam citra training telah dihitung nilai histogramnya dan diberikan citra masukan sebagai test maka akan dihitung nilai histogramnya, nilai yang paling mendekati dari citra training itu yang akan menjadi kelas untuk klasifikasi citranya setelah dilakukan komputasi dengan menggunakan chi square.

Pengenalan Wajah

Tahap awal dalam proses pengenalan wajah adalah dengan memanggil xml file dari data training dan xml file dari cascade classifier yang digunakan untuk mendeteksi wajah dan mata. Proses ini diilustrasikan dalam bentuk diagram alir (gambar 7).



Gambar 7: Diagram alir pengenalan wajah

Proses pengenalan wajah untuk ketiga metode yang dianalisis adalah sama dan jika nilai confidence lebih tinggi dari nilai threshold, maka ID sama dengan -1 yang artinya wajah tidak dapat dikenali.

Parameter Uji Coba

Uji coba dilakukan guna mendapatkan hasil analisis perbandingan dari ketiga metode yang digunakan dalam penelitian ini. Pengujian dilakukan dalam empat kondisi. Untuk mencari akurasi pengenalan wajah adalah dengan membagi sampel yang berhasil dikenali dengan jumlah sampel percobaan selanjutnya dikali dengan 100%. Berikut adalah rumus yang digunakan untuk menghitung akurasi:

$$RR (\%) = \frac{\text{Jumlah dikenali}}{\text{Jumlah sampel}} \times 100\% \quad (10)$$

Untuk membandingkan ketiga metode pada penelitian ini, pengujian dilakukan dengan kondisi sebagai berikut.

1. Tingkat kecerahan rendah, dilakukan di dalam ruangan dengan kondisi pintu dan jendela tertutup.
2. Tingkat kecerahan normal atau sedang, dilakukan di dalam ruangan dengan kondisi pintu dan jendela terbuka.
3. Wajah tidak berekspresi atau ekspresi wajah datar.
4. Ekspresi wajah tersenyum.

Hasil dan Analisis

Tabel 1 menunjukkan hasil pengujian pengenalan wajah menggunakan metode Eigenface dengan kondisi tingkat kecerahan rendah dan normal.

Tabel 1: Hasil Uji Coba Eigenface pada Tingkat Kecenderungan

| No. | Nama | Tingkat Kecenderungan | |
|-----------------------|----------|-----------------------|--------|
| | | Rendah | Normal |
| 1 | Qadrisa | 1 | 1 |
| 2 | Rita | 0 | 0 |
| 3 | Regina | 0 | 1 |
| 4 | Erin | 0 | 0 |
| 5 | Gifari | 0 | 1 |
| 6 | Adisapta | 0 | 1 |
| Recognition Rate (RR) | | 17% | 67% |

Tabel 2 menunjukkan hasil pengujian pengenalan wajah menggunakan metode Eigenface dengan kondisi perubahan ekspresi wajah antara datar (tidak berekspresi) dan tersenyum

Tabel 2: Hasil Uji Coba Eigenface pada Perubahan Ekspresi Wajah

| No. | Nama | Perubahan Ekspresi Wajah | |
|-----------------------|----------|--------------------------|--------|
| | | Datar | Senyum |
| 1 | Qadrisa | 1 | 1 |
| 2 | Rita | 0 | 0 |
| 3 | Regina | 1 | 0 |
| 4 | Erin | 0 | 0 |
| 5 | Gifari | 1 | 1 |
| 6 | Adisapta | 1 | 0 |
| Recognition Rate (RR) | | 67% | 33% |

Tabel 3 menunjukkan hasil pengujian pengenalan wajah menggunakan metode Fisherface dengan kondisi tingkat kecerahan rendah dan normal.

Tabel 3: Hasil Uji Coba Fisherface pada Tingkat Kecenderungan

| No. | Nama | Tingkat Kecenderungan | |
|-----------------------|----------|-----------------------|--------|
| | | Rendah | Normal |
| 1 | Qadrisa | 1 | 1 |
| 2 | Rita | 0 | 0 |
| 3 | Regina | 1 | 1 |
| 4 | Erin | 0 | 1 |
| 5 | Gifari | 0 | 1 |
| 6 | Adisapta | 0 | 0 |
| Recognition Rate (RR) | | 33% | 67% |

Tabel 4 menunjukkan hasil pengujian pengenalan wajah menggunakan metode Fisherface dengan kondisi perubahan ekspresi wajah antara datar (tidak berekspresi) dan tersenyum.

Tabel 4: Hasil Uji Coba Fisherface pada Perubahan Ekspresi Wajah

| No. | Nama | Perubahan Ekspresi Wajah | |
|-----------------------|----------|--------------------------|--------|
| | | Datar | Senyum |
| 1 | Qadrisa | 1 | 1 |
| 2 | Rita | 0 | 0 |
| 3 | Regina | 1 | 0 |
| 4 | Erin | 1 | 1 |
| 5 | Gifari | 1 | 1 |
| 6 | Adisapta | 0 | 0 |
| Recognition Rate (RR) | | 67% | 50% |

Tabel 5 menunjukkan hasil pengujian pengenalan wajah menggunakan metode LBPH dengan kondisi tingkat kecerahan rendah dan normal.

Tabel 5: Hasil Uji Coba LBPH pada Tingkat Kecenderungan

| No. | Nama | Tingkat Kecenderungan | |
|-----------------------|----------|-----------------------|--------|
| | | Rendah | Normal |
| 1 | Qadrisa | 1 | 1 |
| 2 | Rita | 0 | 1 |
| 3 | Regina | 1 | 1 |
| 4 | Erin | 1 | 1 |
| 5 | Gifari | 1 | 1 |
| 6 | Adisapta | 1 | 1 |
| Recognition Rate (RR) | | 83% | 100% |

Tabel 6 menunjukkan hasil pengujian pengenalan wajah menggunakan metode LBPH

dengan kondisi perubahan ekspresi wajah antara datar (tidak berekspresi) dan tersenyum.

Tabel 6: Hasil Uji Coba LBPH pada Perubahan Ekspresi Wajah

| No. | Nama | Perubahan Ekspresi Wajah | |
|---------|----------|--------------------------|--------|
| | | Datar | Senyum |
| 1 | Qadrisa | 1 | 1 |
| 2 | Rita | 1 | 0 |
| 3 | Regina | 1 | 0 |
| 4 | Erin | 1 | 1 |
| 5 | Gifari | 1 | 1 |
| 6 | Adisapta | 1 | 1 |
| Akurasi | | 100% | 67% |

Berdasarkan tabel hasil pengujian diatas, terdapat perbandingan yang signifikan antara ketiga metode pengenalan wajah tersebut. Dilihat dari nilai persentase keberhasilan dari tiap kondisi yang ditentukan, Metode LBPH dapat mengenali wajah lebih baik dibandingkan metode Eigenface dan Fisherface. Tabel 7 adalah hasil perbandingan ketiga metode berdasarkan keempat kondisi.

Tabel 7: Recognition Rate dari Keempat Kondisi

| Kondisi | Recognition Rate (RR) | | |
|---------|-----------------------|------------|------|
| | Eigenface | Fisherface | LBPH |
| 1 | 17% | 33% | 87% |
| 2 | 67% | 67% | 100% |
| 3 | 67% | 67% | 100% |
| 4 | 33% | 50% | 67% |

Berdasarkan tabel diatas, metode LBPH juga lebih unggul dibandingkan dengan kedua metode lainnya dalam mengenali wajah yang datar atau tanpa ekspresi. Sedangkan untuk ekspresi senyum, metode Eigenface masih sulit untuk mengenali wajah dibandingkan kedua metode lainnya yaitu Fisherface dan LBPH yang masih bisa mengenali wajah apabila terjadi perubahan ekspresi.

Penutup

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan mengenai perbandingan algoritma pengenalan wajah antara Eigenface, Fisherface, dan Local binary patterns histograms (LBPH), dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma LBPH merupakan algoritma yang paling akurat dan efisien dibandingkan dengan algoritma Eigen-

face dan Fisherface. Algoritma LBPH memiliki rata-rata akurasi sebesar 83%. Sedangkan, algoritma Eigenface memiliki rata-rata akurasi sebesar 46% dan algoritma Fisherface sebesar 54%. Dimana nilai rata-rata akurasi ini di dapat dari hasil persentase keberhasilan pada saat uji coba sistem. Adapun keberhasilan pengenalan wajah dipengaruhi oleh beberapa hal, diantaranya:

1. Tingkat kecerahan yang normal, tidak terlalu rendah atau tinggi. Dengan kondisi cahaya yang rendah, wajah akan sulit dikenali karena kurangnya pencahayaan.
2. Pengumpulan dataset citra wajah yang dilatih akan lebih baik jika kualitas citra wajah jelas dengan ekspresi wajah beragam. Hal ini akan mempengaruhi keberhasilan proses pengenalan wajah dengan kondisi perubahan ekspresi wajah.
3. Jarak antara objek dengan kamera juga berpengaruh terhadap keberhasilan pengenalan wajah. Jika jarak terlalu jauh maka akan sulit untuk dikenali, begitu pula jarak yang terlalu dekat.

Daftar Pustaka

- [1] Li, S. Z. & Jain, A. K., "Handbook of Face Recognition", Springer, US, 2005.
- [2] Anonim, "What is Facial Recognition? - Definition from Techopedia", Techopedia.com, <https://www.techopedia.com/definition/32071/facial-recognition>, 27 Agustus 2018.
- [3] E. P. Wibowo, B. Pinandito, B. A. Wardijono, dan A. Bagus, "Designing and Implementing System of Real Time Face Detection and Recognition Based on RBF", Asian Transactions on Computers, vol. 1, no. 4, 2011.
- [4] Robinson M, Escarra M, Krueger J, & Kochelek D, "Face Recognition using Eigenfaces", OpenStax CNX, <http://cnx.org/content/col10254/1.2/>, 2004.
- [5] Viola P & Jones M, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features", IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001.
- [6] A. L. Ramadhani, P. Musa, dan E. P. Wibowo, "Human Face Recognition Application Using PCA and Eigenface Approach".
- [7] Belhumeur P, Hespanha J, & Kriegman D, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Re-cognition Using Class Specific Linear Projection", IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intel-ligence, vol.19, pp. 711-720, 1997.
- [8] Suwedha, Gde A, "Implementasi dan Analisa Metode Fisherface Pada Pengenalan Wajah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik Standar", 2001.
- [9] I. Urifan, R. Hidayat, & I. Soesanti, "Pengenalan wajah dengan metode Eigenface", Jurnal penelitian teknik elektro, vol. 3, pp. 320-323, Desember 2010.
- [10] K. Meena & Dr. A. Suruliandi, "Performance Evaluation Of Local Binary Patterns And It's Derivatives For Face Recognition", 2011.
- [11] Dinalankara L, "Face Detection & Face Recognition Using Open Computer Vision Classifies", 2017.
- [12] Narang S, Jain K, Saxena M, and Arora A, "Comparison of Face Recognition Algorithms Using Opencv for Attendance System". International Journal of Scientific and Research Publications. Vol.8, pp. 268-273, 2018.
- [13] Septian A. W., "Perbandingan Metode Pengenalan Wajah Secara Real-Time Pada Perangkat Bergerak Berbasis Android", 2014.
- [14] W. Deng, J. Hu, J. Gou, "Compressive Binary Patters: Designing a Robust Binary Face Descriptor with Random-Field Eigenfilters", 2018.
- [15] Turk, M. A. & Pentland, A. P, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, vol.3, pp. 72-86, 1991.
- [16] Pissarenko D, "Eigenface-based facial recognition", 2002.
- [17] M. A. Abuzneid & A. Mahmood, "Enhanced Human Face Recognition Using LBPH Descriptor, Multi-KNN, and Back-Propagation Neural Network", 2018.