

# Pengenalan Wajah Berbasis Perhitungan Jarak Fitur LBP Menggunakan *Euclidean, Manhattan, Chi Square Distance*

Ismail Yushar<sup>1</sup>, Ika Purwanti Ningrum Purnama<sup>\*2</sup>, Sutardi<sup>3</sup>, LM Bahtiar Aksara<sup>4</sup>

<sup>1,\*2,3,4</sup>Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik Universitas Halu Oleo; Kendari  
Jln H.E.A Mokodompit No.1 Anduonohu, Telp : (0401) 3196237,319434,3195285,3190832  
e-mail: <sup>1</sup>ismailacc97@gmail.com, <sup>2</sup>ika.purwanti.n@uho.ac.id

## Abstrak

Wajah memiliki ciri yang unik antara individu dan tidak dapat berubah secara signifikan, sehingga dapat dijadikan sebagai kunci pada sistem berbasis biometrika yaitu pengenalan wajah. Local Binary Patterns (LBP) merupakan deskriptor ciri yang baik untuk citra wajah sehingga dapat diterapkan dalam proses ekstraksi fitur. Penelitian ini membandingkan akurasi dan kecepatan tiga algoritma perhitungan jarak fitur yaitu euclidean, manhattan, dan chi square, yang diterapkan pada sistem pengujian dengan variasi data 50 citra uji dan 50 citra latihan, 100 citra latihan, 200 citra latihan, dan 300 citra latihan. Hasil akurasi terbaik didapatkan oleh manhattan distance yang mencapai 84% pada 300 citra latihan, sedangkan pengenalan wajah dengan durasi tercepat adalah euclidean distance dengan rata-rata durasi 2,25 detik dari keempat kondisi data citra latihan.

**Kata kunci**—Pengenalan wajah, Euclidean, Manhattan, Chi square distance

## Abstract

Face has a unique feature to each individu and can not be changes to signifiantly, so that can be used as a key to the biometrics-based system of facial recognition. Local Binary Patterns (LBP) are good feature descriptors for face images so they can be applied in the feature extraction process. This research compares the accuracy and speed of the three feature distance calculation algorithms, euclidean, manhattan, and chi square, which are applied to the test system with a variation of 50 test images and 50 training images, 100 training images, 200 training images, and 300 training images. The best accuracy results obtained by manhattan distance which reached 84% in 300 training images, while the face recognition with the fastest duration is euclidean distance with an average duration of 2.25 seconds from the four conditions of the training image data.

**Keywords**— Face recognition, Euclidean, Manhattan, Chi square distance

## 1. PENDAHULUAN

Wajah manusia memiliki karakteristik yang berbeda-beda walaupun ada wajah yang mirip namun akan terdapat ciri khusus yang menjadi pembeda antara individu satu dan lainnya. Perbedaan tersebut yang membuat wajah setiap individu itu memiliki keunikan dan dapat dijadikan sebagai *key* untuk sebuah pengenalan individu.

Secara umum, tahapan pada sistem pengenalan wajah ini dibagi menjadi dua yaitu tahap *preprocessing*, dan tahap *processing* yang meliputi ekstraksi fitur dan pengenalan (*recognize*) [1] Beberapa metode yang digunakan untuk mengekstraksi fitur wajah sehingga dapat melakukan pengenalan wajah pada aplikasi, seperti pada penelitian yang dilakukan oleh [2] untuk melakukan

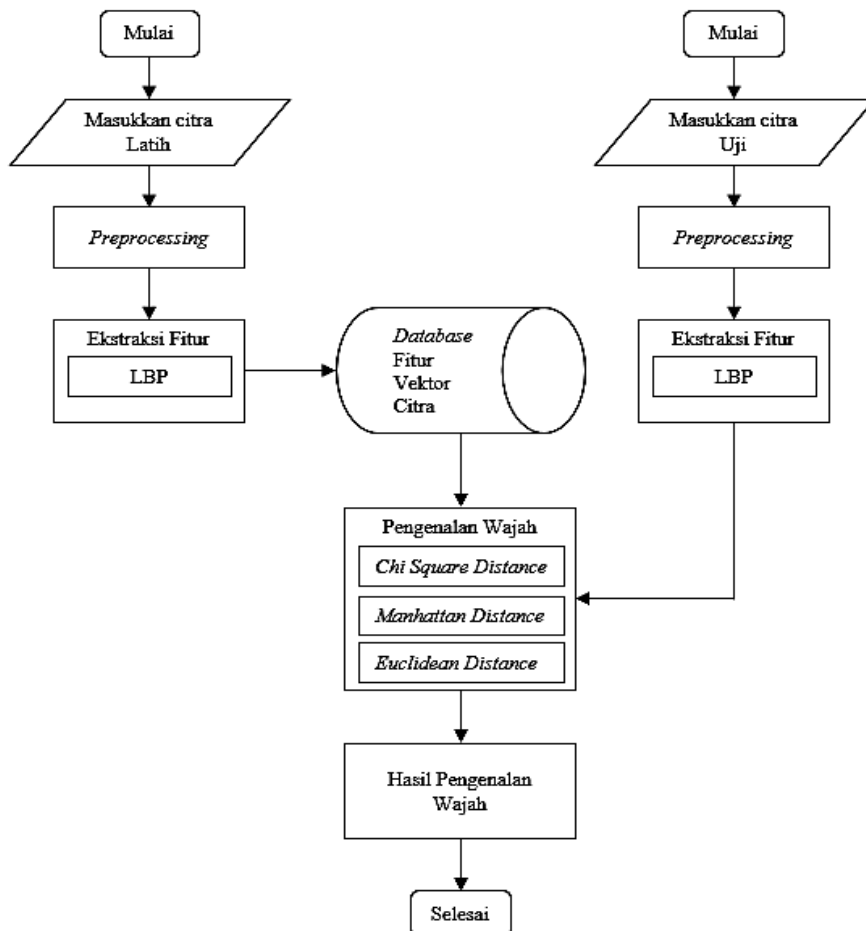
pengenalan wajah, penelitian tersebut mengekstraksi fitur pada citra wajah menggunakan metode *Local Binary Patterns* dan mendapatkan tingkat akurasi pengenalan wajah mencapai 100%.

Terdapat beberapa algoritma untuk melakukan klasifikasi citra, salah-satunya adalah dengan menerapkan perhitungan jarak fitur. Terdapat beberapa penelitian yang menerapkan perhitungan jarak fitur, seperti penelitian yang dilakukan oleh [3] penelitian tersebut membangun sebuah sistem pengenalan wajah dengan membandingkan klasifikasi citra wajah menggunakan *Euclidean Distance* yang diterapkan pada *subspace Linear Discriminant Analysis (LDA)* dan *Principal Componen Analysis (PCA)*, dan *Chi Square*, mengungkapkan bahwa *Chi Square* memiliki tingkat pengenalan yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma lain dalam penelitian tersebut. Namun, penelitian yang dilakukan oleh [4], penelitian tersebut menentukan perbandingan antara algoritma *Manhattan Distance*, dan *Euclidean Distance* untuk sistem pengenalan wajah, mengungkapkan bahwa performa terbaik didapatkan menggunakan *Euclidean Distance*.

Berdasarkan uraian tersebut diatas penelitian ini mencoba membangun sebuah sistem pengenalan wajah yang berbasis *chi-square*, *manhattan*, dan *euclidean distance* yang diterapkan pada *Local Binary Patterns (LBP)* untuk membandingkan performa ketiga algoritma tersebut.

## 2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini dibuat sistem pengenalan wajah menggunakan metode perhitungan jarak fitur *Local Binary Patterns* dengan menggunakan *euclidean*, *manhattan*, dan *chi square distance*.



Gambar 1 Gambaran umum alur sistem

Gambar 1 menjelaskan perbedaan antara proses citra latih dan proses citra uji, langkah pengolahan setelah ekstraksi fitur yaitu pada proses citra latih, hasil ekstraksi fitur akan disimpan dalam *database*. Proses citra uji, hasil ekstraksi langsung diolah pada tahapan pengenalan wajah yaitu menggunakan algoritma *chi square*, *euclidean*, dan *manhattan* yang data modelnya diperoleh dari *database*. Setelah mendapatkan hasil perhitungan berdasarkan algoritma tersebut kemudian sistem menampilkan citra yang sesuai dengan hasil klasifikasi berdasarkan 3 algoritma tersebut.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra wajah dengan format *\*.bmp* dan berasal dari 50 orang Mahasiswa Teknik Informatika Universitas Halu Oleo. Setiap individu memiliki 7 citra wajah dengan ekspresi dan gerak kepala yang berbeda-beda. Jumlah citra wajah yang akan digunakan adalah 350 citra wajah, dari keseluruhan citra wajah dibagi menjadi 50 citra uji dan total 300 citra latih. Sejumlah citra latih tersebut dibagi dalam 4 kelompok pengujian yaitu pengujian pengenalan wajah dengan 50 citra latih, 100 citra laith, 200 citra latih, dan 300 citra latih. Variasi jumlah ini dimaksudkan agar mendapatkan hasil pengenalan wajah yang terbaik.

### 2.1 Preprocessing

Tahapan *preprocessing* ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra sehingga bagian-bagian dalam citra dapat terbaca dengan baik oleh sistem. Berikut urutan *preprocessing* yang tidak dapat diubah.

1. *Cropping*, dilakukan untuk mengambil bagian wajah manusia sebagai objek pada citra. Proses ini menggunakan ROI (*Region of Interest*) yang didapatkan dari hasil operasi deteksi wajah dengan *viola-jones*.
2. *Resize*, untuk menyamakan ukuran panjang dan lebar seluruh citra digital yang digunakan dalam penelitian ini yaitu menjadi citra berukuran 200x200 piksel.
3. Konversi ruang warna citra dari RGB menjadi *Grayscale*, untuk mempermudah dan mempercepat proses ekstraksi fitur *Local Binary Patterns*. Karena ketika citra berada pada ruang warna *grayscale* maka citra hanya terdiri dari satu lapisan layer warna.

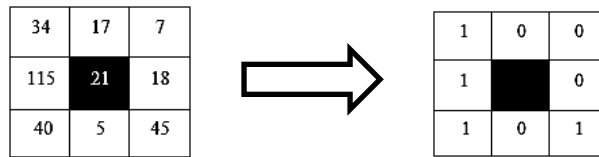
### 2.2 Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi fitur wajah pada penelitian ini menggunakan metode *Local Binary Patterns* (LBP), tahapan proses ekstraksi fitur untuk membentuk fitur vektor citra latih pada *database* dan fitur vektor citra uji secara berurutan dan tidak dapat diubah yaitu:

1. Menginisialisasi (x,y) sebagai titik koordinat awal piksel citra yang kemudian akan digunakan untuk mengganti nilai piksel tengah.
2. Membuat kotak filter LBP yaitu 3x3 untuk melakukan ekstraksi fitur wajah pada citra tersebut.
3. Menentukan nilai piksel tengah kotak filter tersebut yang kemudian akan dijadikan pembandingan (*threshold*) untuk kedelapan sisi tepinya.

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

Berdasarkan persamaan (1), jika nilai piksel tepi lebih kecil dari nilai piksel tengah maka nilai piksel tepi akan diubah menjadi 0, namun jika nilai piksel tepi lebih besar dari nilai piksel tengah maka nilai tepi akan diubah menjadi 1. Hasil dari tahapan ini adalah matriks berisi bilangan biner kecuali nilai piksel tengah, seperti Gambar 2.



Gambar 2 Ilustrasi Binerisasi Matriks

4. Membentuk matriks berukuran 3x3 yang berisi nilai kuadrat seperti pada Gambar 3.

1	2	4
128		8
64	32	16

Gambar 3 Model Matriks Bilangan Berpangkat

5. Memperkalikan matriks berisi nilai biner dan matriks berisi nilai kuadrat. Nilai tengah dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan (2) berdasarkan nilai dari matriks hasil perkalian tersebut.

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

6. Mengubah matriks fitur hasil operasi LBP yang berukuran 200x200 menjadi vektor fitur berukuran 1x40000 untuk mempermudah operasi perhitungan jarak berdasarkan persamaan (3) dan persamaan (4).

$$A = \begin{bmatrix} m_{1,1} & \dots & m_{1,200} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{200,1} & \dots & m_{200,200} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Menjadi,

$$A = [m_1, m_2, m_3, \dots, m_{40000}] \quad (4)$$

Hasil dari proses ekstraksi fitur ini adalah berupa matriks berisikan nilai fitur wajah yang digunakan fitur citra latih yang disimpan pada *database* dan fitur wajah untuk citra uji.

### 2.3 Pengenalan Wajah

Proses pengenalan pada sistem ini menggunakan algoritma perhitungan jarak (*distance*) antara nilai fitur citra yang diujikan dengan nilai fitur citra yang menjadi model pengenalan atau citra yang fiturnya disimpan dalam *database*. Tiga algoritma perhitungan jarak fitur yang digunakan yaitu *euclidean*, *manhattan*, dan *chi square distance*. Berikut tahapan proses pengenalan wajah dengan menerapkan ketiga algoritma tersebut yaitu:

1. Inialisasi fitur yang akan diuji sebagai variabel X, dan fitur yang menjadi model pengenalan yaitu yang berasal dari *database* sebagai variabel Y. X dan Y merupakan *array* berukuran  $m \times n$ , dimana  $m$  berupa banyaknya citra dan  $n$  berupa banyaknya nilai fitur dari 1 citra.
2. Menerapkan X dan Y pada persamaan (7) untuk memulai proses perhitungan jarak fitur uji dan model menggunakan *chi square distance*. Hasil dari operasi ini adalah *array* berukuran  $p \times q$ , dimana  $p$  berjumlah  $m$ , sedangkan  $q$  berjumlah banyaknya citra dalam variabel Y (banyaknya citra model). Berikut tahapan *chi square distance*.
  - a. Membentuk matriks Ones berdimensi 1 x m, hal ini untuk memindahkan baris vektor fitur dalam *matriks* untuk dihitung

- b. Membentuk matriks zeros berdimensi  $m \times n$ , hal ini untuk menyimpan setiap hasil perhitungan vektor fitur setiap baris *matriks*.
- c. Setelah mendapatkan setiap baris vektor fitur pada *database*, kemudian menjumlahkan vektor tersebut dengan vektor fitur citra uji menggunakan persamaan (5).

$$S = Y_1 + X \quad (5)$$

- d. Setelah mendapatkan hasil jumlah kedua vektor tersebut, di hitung pula nilai selisih kedua vektos tersebut menggunakan persamaan (6).

$$d = Y_1 - X \quad (6)$$

- e. Sehingga nilai *distance* antara baris pertama vektor fitur dalam *database* dapat dihitung menggunakan persamaan *chi square distance* berikut.

$$D = (\sum((d^2)) / (S)) / 2 \quad (7)$$

- f. Tahapan ini diulangi hingga mendapatkan nilai *distance* untuk citra uji dan baris terakhir vektor fitur citra latih pada *database*. Sehingga dari hasil tersebut dapat ditentukan 1 nilai terkecil untuk ditetapkan memiliki kemiripan ciri, untuk mengetahui nomor urut citra model yang mirip adalah dengan membaca indeks letak nilai terkecil berdasarkan deretan nilai dalam *array* tersebut.

3. Menerapkan X dan Y pada persamaan (8) dan persamaan (9) untuk memulai proses perhitungan jarak fitur uji dan model menggunakan *manhattan distance*. Berikut tahapan perhitungan jarak menggunakan *manhattan distance*.

- a. Membentuk matriks Ones berdimensi  $1 \times m$ , hal ini untuk memindahkan baris vektor fitur dalam *matriks* untuk dihitung.
- b. Membentuk matriks zeros berdimensi  $m \times n$ , hal ini untuk menyimpan setiap hasil perhitungan vektor fitur setiap baris *matriks*.
- c. Selanjutnya dihitung nilai *manhattan distance* untuk X terhadap baris pertama Y dengan menggunakan persamaan berikut.

$$D = \sum |X - Y_1| \quad (8)$$

$$d(i, j) = |x_{i1} - x_{j1}| + \dots + |x_{ip} - x_{jp}| \quad (9)$$

4. Menerapkan X dan Y pada persamaan (13) untuk memulai proses perhitungan jarak fitur uji dan model menggunakan *euclidean distance*. Berikut tahapan dan contoh perhitungan jarak menggunakan *euclidean distance*.

- a. Menghitung Total nilai dalam vektor fitur wajah citra uji (X) dengan persamaan (10) berikut.

$$XX = \sum (X * X) \quad (10)$$

- b. Membentuk matriks transpose dari vektor fitur citra wajah dalam *database* (Y'). Kemudian menghitung total nilai vektor fiturnya menggunakan persamaan (11) berikut.

$$YY = \sum Y' * Y' \quad (11)$$

- c. Mengalikan hasil perhitungan total nilai vektor fitur citra uji (XX) dengan matriks Ones berdimensi  $1 \times n$  (a), dan YY dengan matriks Ones berdimensi  $1 \times m$  (b). Hal ini dilakukan untuk menyamakan dimensi kedua vektor fitur sehingga dapat dilangsungkan perhitungan jarak fiturnya.

- d. Menghitung nilai pengurang (z) untuk diterapkan dalam persamaan perhitungan jarak fitur *euclidean distance* dengan menggunakan persamaan (12) berikut.

$$z = 2 * X * Y \quad (12)$$

- e. Sehingga dapat dihitung nilai *euclidean distance* dari baris pertama vektor fitur citra wajah pada *database* dengan citra uji menggunakan persamaan berikut.

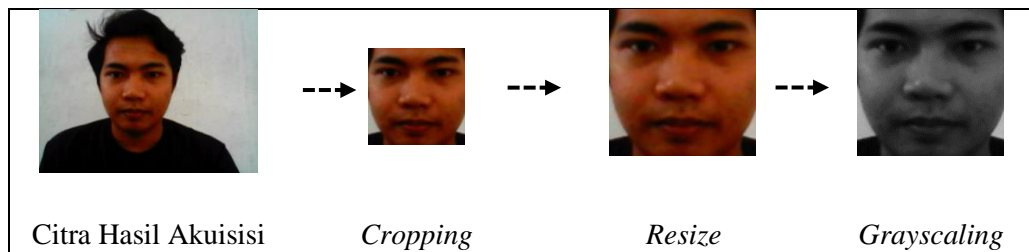
$$Euclid = \sqrt{(a + b) - z} \quad (13)$$

- f. Tahapan ini diulangi hingga mendapatkan nilai *distance* untuk citra uji dan baris terakhir vektor fitur citra latih pada *database*. Sehingga dari hasil tersebut dapat ditentukan 1 nilai terkecil untuk ditetapkan memiliki kemiripan ciri, untuk mengetahui nomor urut citra model yang mirip adalah dengan membaca indeks letak nilai terkecil berdasarkan deretan nilai dalam array tersebut.

Hasil pengenalan wajah yang ditampilkan setiap algoritma dalam sistem ini bisa saja berbeda, sesuai dengan letak nilai terkecil yang ditunjukkan oleh *array* dari hasil yang didapatkan setiap algoritma. Selain citra wajah individu yang ditentukan mirip, dalam sistem ini juga menampilkan nilai kedekatan ciri setiap citra uji terhadap citra latih, dan durasi yang di butuhkan oleh algoritma-algoritma tersebut untuk melakukan pengenalan (klasifikasi).

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

*Preprocessing* atau tahapan pra-pengolahan citra digital dalam penelitian ini meliputi *cropping* berbasis *viola-jones* terhadap citra hasil akuisisi dengan kamera laptop, *resize* (penskalaan), konversi ruang warna citra RGB menjadi *Grayscale*. Gambar 4 menunjukkan contoh hasil *grayscale* citra setelah melewati proses *cropping* dan *resize* citra *input*.



Gambar 4 Contoh hasil tahapan *preprocessing*

Setelah melalui tahapan *preprocessing* seperti pada Gambar 4, citra kemudian dibagi atas citra yang dijadikan model pengenalan (citra latih) dan citra uji atau citra yang akan dikenali sistem. Selanjutnya dilakukan tahapan ekstraksi fitur citra wajah dengan menggunakan *Local binary patterns* (LBP). Ekstraksi fitur dengan LBP menghasilkan nilai-nilai vektor fitur citra wajah yang disebut sebagai nilai LBP yang kemudian dijadikan *sampel* atau model klasifikasi citra untuk yang disimpan kedalam *database*. Kelompok citra yang pertama kali diproses adalah citra latih pada *form* pemrosesan citra latih. Gambar 5 menunjukkan contoh hasil ekstraksi fitur citra wajah menggunakan LBP terhadap citra latih dalam penelitian ini.



Gambar 5 Contoh citra hasil ekstraksi fitur

Fitur vektor citra pada Gambar 5 disimpan dalam beberapa *database dot(.) mat* untuk memudahkan pemrosesan pengujian citra. Citra yang diolah dalam penelitian ini berukuran

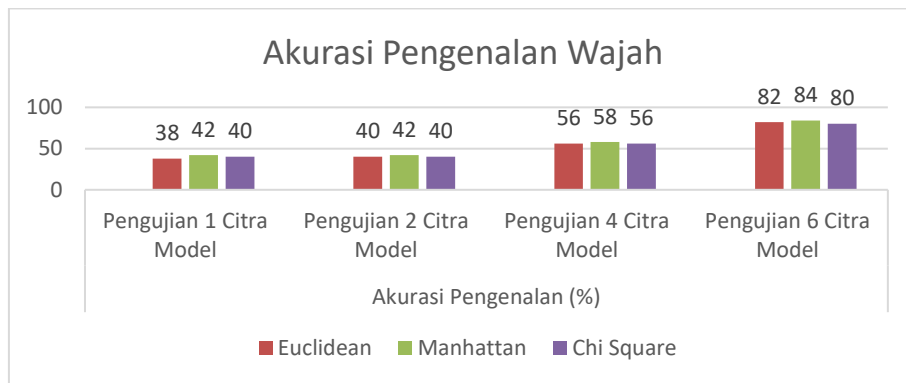
200x200 piksel sehingga menghasilkan jumlah citra fitur adalah 40000. Sedangkan jumlah citra latih pengenalan bervariasi per individu yaitu 1 citra, 2 citra, 4, citra, dan 6 citra, dengan variasi cahaya, ekspresi dan gerak kepala. Hal ini dimaksudkan untuk melakukan pengujian terhadap sistem pengenalan yang dibangun.

Pengujian pada penelitian ini dilakukan berdasarkan jumlah citra yang telah ditetapkan tersebut, yaitu sebanyak 4 kali. Setiap citra diujikan pada kondisi jumlah citra latih yang berbeda setelah melalui tahapan-tahapan *preprocessing* dan ekstraksi fitur.

Nilai akurasi pengenalan wajah yang dilakukan sistem pengenalan wajah berbasis perhitungan jarak dengan *euclidean*, *manhattan*, dan *chi square distance* dihitung berdasarkan persamaan (14) berikut ini.

$$\% \text{ keakuratan} = \frac{\text{Total Pengenalan yang Benar}}{\text{Total Citra Uji}} \times 100\% \quad (14)$$

Adapun persentase akurasi secara keseluruhan total pengujian pengenalan wajah berbasis perhitungan jarak dengan *euclidean*, *manhattan*, dan *chi square distance* ditunjukkan dengan grafik pada Gambar 6 berikut.



Gambar 6 Grafik persentasi hasil pengujian pengenalan wajah

Berdasarkan Gambar 6 di atas diketahui bahwa pada pengujian 1 dan 2 terjadi peningkatan persentase akurasi pengenalan wajah yaitu pada *euclidean distance* yang bertambah 1 poin dari pengujian sebelumnya. Sedangkan *chi square* dan *euclidean distance* memiliki kesamaan dalam persentase keakuratan pada pengujian 2 dan 3. Namun, dari ketiga algoritma yang diajukan diketahui bahwa *manhattan distance* memiliki tingkat persentase akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma lainnya yaitu 42% pada pengujian 1 dan 2, 58% pada pengujian 3 dan 84% pada pengujian ke-4.

Untuk mengetahui algoritma perhitungan jarak fitur yang tercepat dalam pengenalan wajah maka dilakukan perekapan rata-rata durasi (per detik) dari setiap kali pengujian yang dilakukan. Total rata-rata durasi pengenalan wajah yang didapatkan algoritma-algoritma yang diajukan dari setiap pengujian pengenalan ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 3 Total Rata-Rata Durasi Pengenalan Wajah Setiap Pengujian

Algoritma Pengenalan yang diajukan	Durasi Pengenalan (Detik)				Total Rata-Rata Durasi (Detik)
	Pengujian 1 Citra latih	Pengujian 2 Citra latih	Pengujian 4 Citra latih	Pengujian 6 Citra latih	
Euclidean	0,2689	0,3691	0,6215	0,998	2,25
Manhattan	2,536	5,0129	9,9287	14,86	32,34
Chi Square	4,1187	8,2167	16,461	24,46	53,25

Berdasarkan Tabel 3 dapat diketahui bahwa durasi pengenalan wajah oleh setiap algoritma yang diajukan meningkat berdasarkan jumlah citra latih yang diolah. Total rata-rata durasi yang ditampilkan pada tabel tersebut menunjukkan perbedaan yang signifikan terhadap

setiap algoritma yang diajukan pada penelitian ini. Durasi yang dibutuhkan oleh *euclidean* lebih singkat dibandingkan dengan semua algoritma yang diajukan yaitu mencapai total 2,25 detik dari 4 kali pengujian, sedangkan *chi square* membutuhkan waktu lebih lama dibandingkan semua algoritma yang diajukan dalam penelitian ini yaitu mencapai 53,25 detik dari 4 kali pengujian. Hal ini juga menunjukkan bahwa formula pada setiap algoritma menentukan waktu proses pengenalan wajah.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan sistem yang telah dibangun beserta pengujian yang telah dilakukan maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Penerapan metode LBP (*Local Binary Patterns*) untuk melakukan ekstraksi wajah cukup baik. Namun tidak mampu memperbaiki ketidak akuratan sistem terhadap rotasi pergerakan kepala, dan iluminasi cukup mempengaruhi informasi fitur yang diekstraksi.
2. Algoritma perhitungan jarak fitur dengan persentase tingkat akurasi terbaik adalah *manhattan distance* yang dapat mencapai 84%, dibandingkan dengan *euclidean distance* yang hanya dapat mencapai 82%, dan *chi square distance* yang mencapai 80%. Sedangkan algoritma dengan durasi pengenalan wajah tercepat adalah *euclidean distance* yang mencapai durasi 2,25 detik, dibandingkan dengan *manhattan* dengan durasi 32,34 detik, dan *chi square distance* dengan durasi terlama yaitu 53,25 detik. Sehingga algoritma perhitungan jarak yang cukup baik untuk diimplementasikan pada aplikasi pengenalan wajah adalah *manhattan distance*.
3. Jumlah citra latih mempengaruhi tingkat akurasi pengenalan wajah yaitu akurasi pengenalan wajah tertinggi didapatkan pada pengujian dengan 6 citra latih. Namun, durasi pengenalan wajah justru dipengaruhi sebaliknya yaitu semakin banyak citra latih maka semakin lambat waktu pengenalan wajah.

#### 5. SARAN

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya mengenai pengenalan wajah berbasis perhitungan jarak fitur yaitu perlu menambahkan operasi tertentu yang dapat mengatasi rotasi pergerakan kepala dalam citra yang akan dikenali pada sistem sehingga tingkat akurasi pengenalan wajah jauh lebih baik lagi.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh rekan mahasiswa Teknik Informatika Universitas Halu Oleo Kendari dan Dosen Pembimbing yang telah mendukung dan membantu dalam penelitian ini sehingga dapat diselesaikan tepat pada waktunya dan dengan baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Singh, A. Yadav and A. Rana, "K-means With Three Different Distance Metrics," *International Journal of Computer Applications (0975-8887)*, vol. 67, no. 10, pp. 13-17, 2013.
- [2] E. Wahyudi, Wirawan dan H. Kusuma, "Teknik Pengenalan Wajah Berbasis Fitur Local Binary Pattern (LBP)," Jurusan Teknik Elektro- FTI , Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2011.
- [3] K. Mujib, A. Hidayatno dan T. Prakoso, "Pengenalan Wajah Menggunakan Local Binary Pattern (LBP) dan Support Vector Mechine (SVM)," *TRANSIENT*, vol. 7, no. 1, pp. 123-130, 2018.
- [4] F. Fandiansyah, J. Y. Sari dan I. P. Ningrum, "Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis Dan K Nearest Neighbor," *Jurnal Infomatika*, vol. 11, no. 2, pp. 48-59, 2017.