



**Pengenalan Wajah Menggunakan Metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Principal Component Analysis* (PCA)
Untuk Citra Berkualitas Buruk**

Skripsi

**diajukan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana
Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer**

Oleh

Kusnul Hidayati

NIM.5302415043

**PENDIDIKAN TEKNIK INFORMATIKA DAN KOMPUTER
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG**

2020

PERNYATAAN KEASLIAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa :

1. Skripsi ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik (sarjana, magister dan /atau doktor), baik di Universitas Negeri Semarang (UNNES) maupun di perguruan tinggi lain.
2. Karya tulis ini adalah murni gagasan, rumusan dan penelitian saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan Pembimbing dan masukan Tim Penguji.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah ditulis atau dipublikasikan orang lain kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan dicantumkan dalam daftar pustaka.
4. Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila dikemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar yang telah diperoleh karena karya ini, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di perguruan tinggi ini.

Semarang, 26 Desember 2019

yang membuat pernyataan,



Kusnul Hidayati
NIM. 5302415043

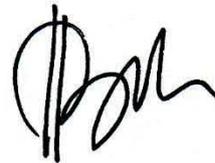
PERSETUJUAN PEMBIMBING

Nama : Kusnul Hidayati
NIM : 5302415043
Program Studi : S-1 Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer
Judul Skripsi : Pengenalan Wajah Menggunakan Metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk Citra Berkualitas Buruk

Skripsi ini telah disetujui oleh pembimbing untuk diajukan ke panitia sidang ujian Skripsi Program Studi Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer Fakultas Teknik Universitas Negeri Semarang.

Semarang, 26 Desember 2019

Pembimbing



Aryo Baskoro Utomo, S.T., M.T.
NIP. 198409092012121002

LEMBAR PENGESAHAN

Skripsi dengan judul Pengenalan Wajah Menggunakan Metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk Citra Berkualitas Buruk telah dipertahankan di depan sidang Panitia Ujian Skripsi Fakultas Teknik Universitas Negeri Semarang pada tanggal 26 Desember 2019.

Oleh

Nama : Kusnul Hidayati
NIM : 5302415043
Program Studi : Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer

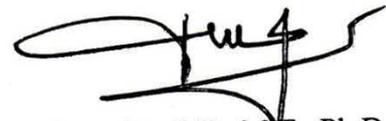
Panitia:

Ketua Jurusan



Ir. Ulfah Mediaty Arief, M.T. IPM
NIP. 196605051998022001

Sekretaris



Budi Sunarko, S.T., M.T., Ph.D
NIP. 197101042006041001

Penguji I,



Dr. Hari Wibawanto, M.T.
NIP. 196501071991021001

Penguji II,



Budi Sunarko, S.T., M.T., Ph.D.
NIP. 197101042006041001

Penguji III,



Aryo Baskoro Utomo, S.T., M.T.
NIP. 198409092012121002

Mengetahui:

Dekan Fakultas Teknik UNNES



Dr. Nur Qudus, M.T., IPM.
NIP. 196911301994031001

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

Inna lillaahi wainnaa ilaihi raaji'uun (semua ini dari Allah dan akan kembali kepada Allah). Q.S. Al-Baqarah, ayat 156.

PERSEMBAHAN

Skripsi ini kupersembahkan untuk

1. Allah SWT dan Rasulullah Muhammad SAW.
2. Kedua orang tuaku tercinta Ibu Darni (Alm) dan Bapak Nadi yang selalu memberikan kasih sayang tanpa batas.
3. Guru dan Dosenku tersayang Pak Arif Suhartono dan Pak Aryo Baskoro Utomo yang telah mengarahkan, membimbing, dan menjadi orang tuaku selama meniti ilmu.
4. Kakak kakakku tercinta Harti & Supriyo, Joko & Hartatik, serta Uun & Fauzi yang selalu memberikan doa dan semangat.
5. Keponakan keponakanku tercinta Gilang, Dea, Rizma, Rahma, dan Sami yang selalu menambah semangat.
6. Semua keluargaku yang memberikan doa.
7. Serta segenap dosen Teknik Elektro Unnes.
8. Sahabat sahabatku serta semua teman PTIK, Himpro Teknik Elektro, ESC dan teman kos yang selalu memberikan semangat.
9. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu penyelesaian skripsi ini.
10. Almamaterku Unnes.

ABSTRAK

Kusnul Hidayati. 2019. Pengenalan Wajah Menggunakan Metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk Citra Berkualitas Buruk. Aryo Baskoro Utomo, S.T., M.T. Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer. Universitas Negeri Semarang.

Kualitas citra wajah yang buruk dapat menurunkan tingkat akurasi pada sistem pengenalan wajah. Citra wajah berkualitas buruk disebabkan oleh beberapa faktor seperti pencahayaan, ekspresi, dan variasi pose pada citra. Metode ekstraksi fitur dalam pengenalan wajah dapat digunakan untuk mengoptimalkan tingkat akurasi. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan akurasi pengenalan wajah menggunakan gabungan metode ekstraksi fitur *local binary pattern* (LBP) dengan seleksi fitur *principal component analysis* (PCA) pada citra wajah berkualitas buruk.

Penelitian dilakukan dalam dua tahap yaitu tahap pelatihan dan pengenalan. Pada tahap pelatihan, dilakukan proses yang bertujuan untuk mendapatkan fitur dari citra wajah pelatihan kemudian disimpan di dalam *database* untuk digunakan pada tahap pengenalan. Pada tahap pengenalan dilakukan perbandingan fitur citra wajah pengujian dengan fitur citra wajah yang ada di dalam *database*. Metode ekstraksi fitur menggunakan LBP, PCA, dan gabungan LBP dengan seleksi fitur PCA. Sedangkan metode klasifikasi menggunakan *euclidean distance*. Pengujian dilakukan untuk menghitung tingkat akurasi dan waktu komputasi dengan menggunakan metode LBP, PCA, dan gabungan metode LBP dengan seleksi fitur PCA.

Hasil penelitian menunjukkan gabungan metode ekstraksi fitur LBP dengan seleksi fitur PCA tidak meningkatkan nilai akurasi pengenalan wajah untuk citra wajah berkualitas buruk. Rata-rata tingkat akurasi dari gabungan metode LBP dengan seleksi fitur PCA yaitu sebesar 9,914% sampai 14,1272%. Metode LBP menunjukkan hasil akurasi yaitu sebesar 16,7581% sampai 31,3024%. Metode PCA menunjukkan hasil akurasi yaitu sebesar 24,8617% sampai 94,1476%.

Kata Kunci: Pengenalan Wajah, *LBP*, *PCA*, Citra buruk.

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis senantiasa panjatkan ke khadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Pengenalan Wajah Menggunakan Metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk Citra Berkualitas Buruk”.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini tidak akan selesai tanpa adanya dukungan, bantuan, serta motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman, M.Hum., Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Dr. Nur Qudus, M.T., Dekan Fakultas Teknik Universitas Negeri Semarang.
3. Aryo Baskoro Utomo, S.T., M.T., Dosen Pembimbing yang telah meluangkan waktu, membantu, membimbing, mengarahkan, dan memberikan saran sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
4. Dr. Hari Wibawanto, M.T. dan Budi Sunarko, S.T., M.T., Ph.D., Dosen Penguji yang telah memberikan bimbingan, masukan, kritik, dan saran dalam penyelesaian skripsi ini.
5. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Teknik Elektro yang telah memberikan bekal kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini.
6. Keluarga dan saudara atas doa dan nasihatnya sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi ini.
7. Sahabat-sahabat di Universitas Negeri Semarang
8. Semua pihak yang telah membantu terselesaikannya skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, terimakasih atas bantuannya.

Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca di masa yang akan datang.

Semarang, 26 Desember 2019

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
PERNYATAAN KEASLIAN.....	i
PERSETUJUAN PEMBIMBING.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iv
MOTTO DAN PERSEMBAHAN	v
ABSTRAK.....	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Identifikasi Masalah	8
1.3 Batasan Masalah.....	8
1.4 Rumusan Masalah	11
1.5 Tujuan Penelitian.....	11
1.6 Manfaat Penelitian.....	12
BAB II KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI	13
2.1 Kajian Pustaka.....	13

3.4 Parameter Penelitian.....	57
3.5 Teknik Pengumpulan Data	58
3.6 Pengujian	58
3.7 Teknik Analisis Data	59
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	60
4.1 Hasil	60
4.1.1 Hasil Penelitian Menggunakan <i>Dataset Datafaces96</i>	60
4.1.2 Hasil Pengujian Menggunakan <i>Dataset Caltech</i>	62
4.1.3 Hasil Pengujian Menggunakan <i>Dataset Asian Face</i>	65
4.1.4 Hasil Pengujian Menggunakan <i>Dataset Jaffe</i>	67
4.1.5 Hasil Pengujian Menggunakan <i>Dataset Datafaces94</i>	70
4.1.6 Hasil Pengujian Menggunakan Gabungan Metode Ekstraksi Fitur LBP dengan Seleksi Fitur PCA untuk Seluruh <i>Dataset</i>	72
4.2 Pembahasan	75
BAB V PENUTUP.....	79
5.1 Kesimpulan.....	79
5.2 Saran.....	79
DAFTAR PUSTAKA	80
LAMPIRAN.....	83

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perbandingan karakteristik biometrik (Pankanti, et al., 1999).....	23
Tabel 2.2 Nilai penyusun warna dasar RGB	29
Tabel 3.1 Deskripsi citra dari 5 <i>dataset</i> penelitian.....	57
Tabel 3.2 Rekapitulasi pengujian sistem pengenalan wajah menggunakan metode ekstraksi fitur LBP, PCA, dan gabungan metode ekstraksi fitur LBP dengan seleksi fitur PCA	59
Tabel 4.1 Akurasi hasil pengujian menggunakan <i>datafaces96</i>	61
Tabel 4.2 Waktu komputasi hasil pengujian menggunakan <i>datafaces96</i>	62
Tabel 4.3 Akurasi hasil pengujian menggunakan <i>caltech</i>	63
Tabel 4.4 Waktu komputasi hasil pengujian menggunakan <i>caltech</i>	64
Tabel 4.5 Akurasi hasil pengujian menggunakan <i>asian face</i>	66
Tabel 4.6 Waktu komputasi hasil pengujian menggunakan <i>asian face</i>	67
Tabel 4.7 Akurasi hasil pengujian menggunakan <i>jaffe</i>	68
Tabel 4.8 Waktu komputasi hasil pengujian menggunakan <i>jaffe</i>	69
Tabel 4.9 Akurasi hasil pengujian menggunakan <i>datafaces94</i>	71
Tabel 4.10 Waktu komputasi hasil pengujian menggunakan <i>datafaces94</i>	72
Tabel 4.11 Nilai akurasi hasil pengujian menggunakan gabungan metode ekstraksi fitur LBP dengan seleksi fitur PCA untuk semua <i>dataset</i>	73
Tabel 4.12 Waktu komputasi hasil pengujian menggunakan gabungan metode ekstraksi fitur LBP dengan seleksi fitur PCA untuk semua <i>dataset</i>	74

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Berbagai karakteristik biometrik	21
Gambar 2.2 Koordinat citra dengan ukuran M(baris) x N(kolom)	27
Gambar 2.3 Notasi piksel dalam citra	27
Gambar 2.4 Citra <i>grayscale</i> dan nilai penyusun <i>pixel</i>	28
Gambar 2.5 Warna RGB dalam ruang berdimensi tiga	29
Gambar 2.6 Citra berwarna dan representasi nilai warna setiap kanal pada <i>pixel</i>	30
Gambar 2.7 Citra warna berindeks.....	30
Gambar 2.8 Citra <i>grayscale</i>	31
Gambar 2.9 Citra biner.....	32
Gambar 2.10 Struktur sistem pengenalan wajah.....	36
Gambar 2.11 Contoh penerapan <i>histogram equalization</i>	38
Gambar 2.12 Jarak dan banyak piksel tetangga	39
Gambar 2.13 Kalkulasi piksel LBP.....	40
Gambar 3.1 Desain penelitian	47
Gambar 3.2 Desain tahap pelatihan	48
Gambar 3.3 Tahapan <i>pre-processing</i>	49
Gambar 3.4 Tahapan ekstraksi fitur LBP	51
Gambar 3.5 Tahapan ekstraksi fitur PCA	52
Gambar 3.6 Tahapan gabungan metode ekstraksi fitur LBP dengan seleksi fitur PCA.....	54
Gambar 3.7 Desain tahap pengenalan.....	55

Gambar 4.1 Perbandingan akurasi dari <i>datafaces96</i>	61
Gambar 4.2 Perbandingan waktu komputasi dari <i>datafaces96</i>	62
Gambar 4.3 Perbandingan akurasi dari <i>caltech</i>	63
Gambar 4.4 Perbandingan waktu komputasi dari <i>caltech</i>	65
Gambar 4.5 Perbandingan akurasi dari <i>asian face</i>	66
Gambar 4.6 Perbandingan waktu komputasi dari <i>asian face</i>	67
Gambar 4.7 Perbandingan akurasi dari <i>jaffe</i>	68
Gambar 4.8 Perbandingan waktu komputasi dari <i>jaffe</i>	70
Gambar 4.9 Perbandingan akurasi dari <i>datafaces94</i>	71
Gambar 4.10 Perbandingan waktu komputasi dari <i>datafaces94</i>	72
Gambar 4.11 Perbandingan akurasi dari semua <i>dataset</i>	73
Gambar 4.12 Perbandingan waktu komputasi dari semua <i>dataset</i>	75

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Formulir usulan topik skripsi.....	83
Lampiran 2 Formulis usulan pembimbing skripsi	84
Lampiran 3 Surat penetapan dosen pembimbing skripsi	85
Lampiran 4 Formulir usulan judul skripsi.....	86
Lampiran 5 Surat tugas penguji seminar proposal.....	87
Lampiran 6 Daftar hadir peserta seminar proposal	88
Lampiran 7 Berita acara seminar proposal.....	90

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Keamanan adalah masalah yang sangat penting dan utama dalam sistem elektronik khususnya untuk integritas data dan informasi. Seperti yang tercantum dalam Undang Undang Nomor 11 tahun 2008 tentang Informasi dan Transaksi Elektronik yang menyebutkan bahwa salah satu pemanfaatan teknologi informasi dan transaksi elektronik dilaksanakan dengan tujuan untuk memberikan rasa aman, keadilan, dan kepastian hukum bagi pengguna dan penyelenggara teknologi informasi. Pada Pasal 15 ayat 1 disebutkan bahwa setiap penyelenggara sistem elektronik harus menyelenggarakan sistem elektronik secara andal dan aman serta bertanggung jawab terhadap beroperasinya sistem elektronik sebagaimana mestinya.

Kenyataannya, tidak semua transaksi elektronik memiliki keamanan dan keandalan sebagaimana mestinya. Sebagai contoh, data statistik KOMINFO menyebutkan masih terjadi dalam jumlah besar serangan terhadap domain .go.id dari tahun 2015 sampai 2017. Sehingga sangat dibutuhkan sistem keamanan yang dapat melindungi dan mencegah kecurangan dari pihak-pihak yang tidak bertanggung jawab. Sarana untuk melindungi data pada sistem serta untuk menentukan seseorang yang mengakses sistem adalah otentik atau asli dengan otentikasi (Setiawan, 2005).

Proses otentikasi sangat diperlukan dalam sebuah sistem keamanan untuk menjaga integrasi data dan informasi penting (Marti, Yota, dan Aryanto, 2016). Otentikasi dapat menjadi cara pengamanan dan pelindung yang tepat dari gangguan dan ancaman keamanan. Tujuan utama dari otentikasi adalah memastikan bahwa sistem hanya dapat diakses oleh pengguna yang telah memiliki otoritas dalam mengakses sistem (Khairina, 2011). Salah satu sistem otentikasi adalah sistem biometrik (Putra, 2009).

Sistem biometrik dikembangkan sebagai teknologi pengamanan untuk identifikasi dan verifikasi identitas individu secara otomatis berdasarkan karakteristik fisik dan perilaku dari suatu objek atau manusia. Karakteristik fisik tersebut seperti wajah, retina, iris, sidik jari, dan lain-lain, sedangkan karakteristik perilaku seperti tanda tangan, gaya bicara, dan pola berjalan. Sistem biometrik menyediakan tingkat keamanan yang sangat tinggi karena langsung dihubungkan dengan karakter fisik yang unik dari pengguna yang mana lebih sulit untuk dipalsukan (Khun, *et al.*, 2001:6).

Pemanfaatan dari teknologi biometrik adalah pengenalan wajah (*face recognition*), pengenalan sidik jari, geometri tangan, pengenalan iris mata (*iris recognition*), pengenalan suara (*voice recognition*), dan pengenalan tulisan tangan (*handwriting recognition*). Dari beberapa teknologi biometrik yang ada, pengenalan wajah merupakan teknologi yang paling efektif karena karakteristiknya yang tanpa memerlukan kontak fisik secara langsung dan anti pencurian (Pratama, 2017; Rekianto, 2018). Pengenalan wajah telah menjadi sistem pengenalan

biometrik yang unik dan akurat untuk otentikasi (Dharavath, Talukdar, & Laskar, 2014).

Pengenalan wajah merupakan suatu pengembangan dari teknologi deteksi wajah. Teknologi ini melakukan deteksi persamaan wajah seseorang dengan data wajah yang telah disimpan di *database* pada komputer. Sehingga komputer dapat mengenali dan mengetahui identitas wajah seseorang tersebut (Alexander, *et al.*, 2017). Penelitian pengenalan wajah berpengaruh besar pada peningkatan sistem keamanan suatu instansi. Perkembangan pengolahan citra pada bidang biometrik berkontribusi meningkatkan teknologi keamanan suatu sistem (Putra, 2010).

Dalam kehidupan nyata pengenalan wajah melalui aplikasi komputer telah banyak diterapkan di berbagai bidang seperti hiburan, mekanisme kontrol akses, penegakan hukum, pendidikan, dan sistem keamanan (Agung, Wirayuda, & Supriana, 2017). Otentikasi pengenalan wajah berkontribusi bagi suatu instansi maupun bisnis karena dapat menjadi solusi keamanan yang sangat kuat dan mudah. Otentikasi pengenalan wajah semakin banyak digunakan sebagai aplikasi pemerintah (jaminan sosial dan kontrol paspor), aplikasi legal (penyelidikan kriminal dan identitas teroris), dan komersial (kartu kredit, pendidikan jarak jauh, *e-commerce*, dan lain-lain) (Chihaoui, *et al.*, 2017). Beberapa metode pengenalan wajah telah banyak digunakan dalam penelitian antara lain *eigenfaces* (Mulyawan & Supriyanto, 2015; Norhikmah, 2018; Reddy, 2017; Zein, 2018), *neural network* (Anam dan Widodo, 2016 dan Rowley, 1998), *fisherfaces* (Rian *et al.*, 2017; Sufyanu *et al.*, 2017), *elastic bunc graph mathcing* (Jaiswal, 2011 dan Wiskot, *et al.*, 1997), dan *template matching* (Jiang *et al.*, 2018; Kour, 2015).

Metode *eigenfaces* merupakan salah satu metode pengenalan wajah berdasarkan *principal component analysis* (PCA) yang mudah diimplementasikan (Fatta, 2009). Metode *eigenfaces* menggunakan teknik pengurangan dimensi citra berbasis metode PCA (Belhumeur, *et al.*, 1997). Metode *eigenfaces* (PCA) mampu memberikan tingkat akurasi 94% dengan data citra wajah normal tanpa gangguan (Zein, 2018). Tingkat akurasi keberhasilan pengenalan wajah akan berbeda tergantung pada kualitas citra yang digunakan. Masalah tersebut disebabkan oleh banyak hal seperti pencahayaan, bentuk wajah, jarak, posisi wajah, perubahan ekspresi, sudut kemiringan wajah, dan variasi pose gambar (Mulyawan & Supriyanto, 2015; Norhikmah, 2018; Reddy, 2017).

Metode *neural network* memiliki prinsip kerja seperti cara kerja otak manusia yaitu dengan melakukan pembelajaran secara kontinyu. Namun pengaplikasian metode ini diperlukan komputasi yang kompleks dan kumpulan data besar dengan fitur yang lebih menonjol. Selain itu perlu menghabiskan waktu lama untuk melatih jaringan (Anam dan Widodo, 2016; Girshick, 2015). Sebagai contoh pengenalan wajah menggunakan metode *neural network* adalah penelitian Anam dan Widodo (2016). Pengenalan wajah dilakukan dengan menggunakan 10 orang dan tiap orang memiliki 10 pose citra. Hasil penelitian menunjukkan rata-rata akurasi dan waktu pengenalan sebesar 77,50% dan 35,575 detik.

Algoritma *fisherfaces* digunakan untuk ekstraksi fitur berdasarkan *linear discriminant analysis* (LDA). Rian, *et al.* (2017) menerapkan algoritma *fisherfaces* untuk pengenalan wajah pada sistem kehadiran mahasiswa menunjukkan hasil

akurasi sebesar 93,3% dengan menggunakan 15 wajah sampel. Namun masih ada kendala pada metode ini yaitu tingkat akurasi bisa berubah jika terjadi kemiripan data pelatihan dan sudut kemiringan melebihi 45 derajat.

Metode *elastic bunch graph matching* (EBGM) pada dasarnya membandingkan grafik dengan wajah dan menyusun grafik yang baru (Jaiswal, 2011). Pada penelitian Wiskot, *et al.* (1997) menyebutkan tingkat akurasi dari metode EBGM adalah 87,3%. Kelemahan dari metode EBGM adalah sangat sensitif terhadap pencahayaan dan sejumlah besar grafik harus ditempatkan pada wajah secara manual.

Template matching merupakan teknik yang sederhana dalam pemrosesan gambar seperti ekstraksi fitur, deteksi tepi, dan ekstraksi objek (Kour, 2015). Metode *template matching* lebih kuat dalam menghadapi perubahan iluminasi dan berbagai kondisi dalam kualitas citra (Jiao, Wang, Deng, Cao, & Tang, 2018). Dalam penelitian Jiang, *et al.* (2018) dan Kour (2015) metode *template matching* bekerja efektif dan memiliki rata-rata tingkat akurasi pencocokan lebih dari 84%. Akan tetapi metode *template matching* membutuhkan waktu komputasi yang lama dan *database* besar.

Terdapat 4 tahapan dalam sistem pengenalan wajah yaitu akuisisi citra wajah, *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi citra wajah tersebut. Dari keempat tahapan tersebut, tahapan ekstraksi fitur dan klasifikasi merupakan tahapan yang paling penting dalam sistem pengenalan wajah (Ebrahimpour dan Kouzani, 2007; Fandiansyah, 2017). Waktu komputasi dan tingkat akurasi pada sistem pengenalan wajah dipengaruhi oleh metode yang digunakan pada tahap

ekstraksi fitur (Li dan Yuan, 2005). Pemilihan fitur yang efisien merupakan langkah utama untuk mencapai pengenalan wajah dan otentikasi biometrik yang efisien (Abdulkadir, *et al.*, 2016).

Terdapat beberapa metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam pengenalan wajah diantaranya yaitu PCA (Surhey dan Ruslianto, 2017; Yahya, dkk., 2017; Fu, 2015), *scale invariant feature transform* (SIFT) (Prasetyo, dkk., 2018; Olvera, dkk., 2014), *linear discriminant analysis* (LDA) (Fandiansyah, dkk., 2017; Mahmud, 2015), dan *local binary pattern* (LBP) (Rasyad, dkk., 2018; Al-Aidid dan Pamungkas, 2018; Tang, 2010; Rahim, 2013). Dari semua metode ekstraksi fitur yang ada PCA dan LBP relatif lebih unggul (Taufik, *et al.*, 2018; Karanwal dan Purwar, 2017; Himanshi dan Kour, 2015; Fu, 2015).

Metode PCA digunakan untuk ekstraksi fitur dengan mereduksi dimensi citra dan mengurangi kesalahan dalam rekonstruksi (Himanshi dan Kour, 2015). Kelebihan dari metode PCA yaitu sangat sederhana, mudah diimplementasikan, dan waktu komputasi cepat (Fu, 2015; Himanshi dan Kour, 2015). Metode ini digunakan pada penelitian Fu (2015) dan memberikan tingkat akurasi di atas 84%.

Metode LBP digunakan untuk menghasilkan tekstur dan bentuk dari citra wajah dengan menghitung selisih piksel pusat dengan setiap piksel tetangga dari suatu citra digital (Muntasa, 2015:182). Ekstraksi fitur dengan menggunakan algoritma LBP dalam pengenalan wajah terbukti mampu menyimpan informasi penting pada gambar, dapat bekerja pada sumber pencahayaan yang rendah, serta menunjukkan hasil komputasi yang cepat dan efektif (Al-Aidid dan Pamungkas, 2018; Ahonen, dkk., 2004). Pada citra wajah normal dan cahaya terang metode LBP

berhasil memberikan tingkat akurasi di atas 95% dan waktu komputasi kurang dari 2,35 detik (Taufik, *et al.*, 2018; Yunendah, dkk., 2018).

Permasalahan utama pada pengenalan wajah yaitu bagaimana mengatasi variasi pose, perbedaan atribut, dan pencahayaan (Wirayuda dan Supriana, 2017). Peningkatan akurasi pengenalan wajah mengalami kendala pada citra wajah berkualitas buruk yang disebabkan oleh beberapa faktor seperti pencahayaan, ekspresi, dan variasi pose pada citra (Aly dan Hassaballah, 2015). Ada beberapa penelitian yang dilakukan dengan menggunakan citra wajah dalam skenario pencahayaan yang berbeda, hasil penelitian menunjukkan penurunan pada nilai akurasi pengenalan sebesar 30% sampai 60% (Atmaja, *et al.*, 2018; Pamungkas dan Setiawan, 2018).

Metode pengenalan wajah dapat dioptimalkan dengan digabungkan bersama metode ekstraksi fitur lainnya (Nordin dan Hamid, 2011; Alsubari dan Ramteke, 2017; Karanwal dan Purwar, 2017). Salah satu contoh penelitian yang menggabungkan metode ekstraksi fitur adalah penelitian yang dilakukan oleh Karanwal dan Purwar (2017) untuk menganalisis performansi LBP dengan PCA dalam pengenalan wajah. Hasil penelitian menunjukkan rata-rata akurasi sebesar 90,1%. Namun citra wajah yang digunakan pada penelitian adalah citra wajah dengan kondisi normal, pencahayaan baik, dan tanpa perubahan ekspresi.

Dalam penelitian ini metode LBP diusulkan untuk mengatasi masalah pencahayaan dan variasi ekspresi pada citra wajah. Metode LBP akan dioptimasi dengan seleksi fitur PCA untuk meningkatkan nilai akurasi dan kecepatan komputasi pengenalan wajah. Dalam penelitian ini terdapat beberapa proses yaitu

pre-processing, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Pada proses *pre-processing* dilakukan beberapa tahapan diantaranya yaitu *grayscale* dan *histogram equalization* yang bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra. Proses ekstraksi fitur menggunakan metode LBP, PCA, dan gabungan metode ekstraksi fitur LBP dengan seleksi fitur PCA. Tahap klasifikasi pada penelitian ini menggunakan metode *euclidean distance*. Citra wajah yang digunakan adalah citra wajah dengan perubahan pencahayaan yang signifikan, *background*, pose, jarak, aksesoris, dan berbagai ekspresi.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang timbul permasalahan sebagai berikut:

1. Rendahnya tingkat akurasi keberhasilan pengenalan wajah pada citra berkualitas buruk sebesar 30% sampai dengan 60%.
2. Perlunya optimasi metode ekstraksi fitur dalam pengenalan wajah untuk mengoptimalkan tingkat akurasi.

1.3 Batasan Masalah

Agar dalam pembahasan skripsi ini tidak terlalu meluas, maka terdapat pembatasan sebagai berikut:

1. Metode yang dipakai dalam pengenalan wajah untuk ekstraksi fitur adalah LBP dan PCA.
2. Metode yang dipakai dalam pengenalan wajah untuk seleksi fitur adalah PCA.

3. Metode yang dipakai dalam pengenalan wajah untuk klasifikasi adalah metode *euclidean distance*.

4. Berikut objek yang akan digunakan sebagai data penelitian:

a. *Dataset University of Essex, UK*

<http://cswww.essex.ac.uk/mv/allfaces/faces96.html>. Berikut rincian

deskripsi terkait citra wajah yang digunakan:

- 1) *Dataset* berjumlah 3.020 citra wajah terdiri dari 151 individu dengan masing–masing individu memiliki 20 gambar wajah
- 2) Resolusi gambar 196x196 piksel (format persegi)
- 3) Berisi gambar subjek laki-laki dan perempuan
- 4) Latar belakang kompleks
- 5) Terdapat variasi pencahayaan yang signifikan
- 6) Terdapat beberapa variasi ekspresi

b. *Dataset Caltech* <http://www.vision.caltech.edu/html-files/archive.html>.

Berikut rincian deskripsi terkait citra wajah yang digunakan:

- 1) *Dataset* berjumlah 380 citra wajah terdiri dari 20 individu dengan masing–masing individu memiliki 19 gambar wajah
- 2) Resolusi gambar 896x592 piksel (format persegi)
- 3) Berisi gambar subjek laki-laki dan perempuan
- 4) Terdapat variasi latar belakang
- 5) Terdapat variasi pencahayaan yang signifikan

c. *Dataset Asian Face* <https://sites.google.com/site/asianfacedb/download>.

Berikut rincian deskripsi terkait citra wajah yang digunakan:

- 1) *Dataset* berjumlah 680 citra wajah terdiri dari 40 individu dengan masing–masing individu memiliki 17 gambar wajah
- 2) Resolusi gambar 256x256 piksel (format persegi)
- 3) Berisi gambar subjek laki-laki dan perempuan
- 4) Gambar berwarna abu-abu
- 5) Terdapat variasi pencahayaan yang signifikan
- 6) Terdapat variasi ekspresi, pose dan aksesoris

d. *Dataset Jaffe* <http://zenodo.org/record/3451524#.XbzhAB4xc0M>. Berikut

rincian deskripsi terkait citra wajah yang digunakan:

- 1) *Dataset* berjumlah 200 citra wajah terdiri dari 10 individu dengan masing–masing individu memiliki 20 gambar wajah
- 2) Resolusi gambar 256x256 piksel (format persegi)
- 3) Berisi gambar subjek perempuan
- 4) Gambar berwarna abu-abu
- 5) Tidak ada variasi pencahayaan yang signifikan
- 6) Terdapat variasi ekspresi
- 6) Terdapat ekspresi dan aksesoris

e. *Dataset University of Essex, UK*

<http://cswww.essex.ac.uk/mv/allfaces/faces94.html>. Berikut rincian

deskripsi terkait citra wajah yang digunakan:

- 1) *Dataset* berjumlah 200 citra wajah terdiri dari 10 individu dengan masing–masing individu memiliki 20 gambar wajah
- 2) Resolusi gambar 180x200 piksel (format persegi)
- 3) Berisi gambar subjek laki-laki dan perempuan
- 4) Latar belakang hijau
- 5) Tidak ada variasi pencahayaan yang signifikan
- 6) Tidak ada variasi ekspresi dan aksesoris

5. Pengenalan wajah akan dirancang menggunakan *software* Matlab R2017b.

1.4 Rumusan Masalah

Dari uraian latar belakang masalah, maka dapat dirumuskan permasalahan sebagai berikut: Apakah gabungan metode ekstraksi fitur LBP dengan seleksi fitur PCA dapat meningkatkan akurasi pengenalan wajah pada citra wajah berkualitas buruk?

1.5 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan penelitian yang hendak dicapai adalah meningkatkan akurasi pengenalan wajah menggunakan gabungan metode ekstraksi fitur LBP dengan seleksi fitur PCA untuk citra wajah berkualitas buruk.

1.6 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini antara lain:

1. Manfaat Teoritis

Bagi perguruan tinggi, hasil penelitian diharapkan dapat menjadi dokumen akademik yang berguna untuk dijadikan acuan bagi sivitas akademika.

2. Manfaat Praktis

- a. Dapat membantu pengembang aplikasi atau sistem dalam hal peningkatan keamanan dari sistem yang dimiliki.
- b. Dapat meningkatkan pengetahuan dan kreativitas dalam menyelesaikan permasalahan bidang pengolahan citra digital dengan pengenalan wajah berdasarkan keilmuan yang dimilikinya.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

2.1 Kajian Pustaka

Perkembangan pengenalan wajah terutama pada perkembangan *dataset* dan pendekatan ekstraksi fitur memberikan celah antara mekanisme manusia dan mesin sehingga menjadi aspek yang menarik untuk dipelajari di masa mendatang, terutama pada pengenalan wajah. Tantangan klasik dalam pengenalan wajah adalah bagaimana mengatasi variasi pose, perbedaan atribut, dan pencahayaan (Wirayuda dan Suwardi, 2017). Semakin buruk kualitas citra yang diolah, semakin sulit citra itu untuk dikenali sehingga menyebabkan rendahnya nilai akurasi (Prasetyo, 2018).

Terdapat 4 tahapan dalam sistem pengenalan wajah yaitu akuisisi citra wajah, *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi citra wajah tersebut. Dari keempat tahapan tersebut, tahapan ekstraksi fitur dan klasifikasi merupakan tahapan yang paling penting dalam sistem pengenalan wajah (Ebrahimpour dan Kouzani, 2007; Fandiansyah, dkk., 2017). Waktu komputasi dan tingkat akurasi pada sistem pengenalan wajah dipengaruhi oleh metode yang digunakan pada tahap ekstraksi fitur (Li dan Yuan, 2005). Pemilihan fitur yang efisien merupakan langkah utama untuk mencapai pengenalan wajah dan otentikasi biometrik yang efisien (Abdulkadir, *et al.*, 2016).

Ada beberapa metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam pengenalan wajah diantaranya yaitu *scale invariant feature transform* (SIFT) (Prasetyo, dkk.,

2018; Olvera, dkk., 2014), *linear discriminant analysis* (LDA) (Fandiansyah, dkk., 2017; Mahmud, 2015), PCA (Himanshi dan Kour, 2015; Saefullah, 2015; Syakhala, dkk., 2015; Surhey dan Ruslianto, 2017; Zein, 2018; Yahya, dkk., 2017), dan LBP (Rasyad, dkk., 2018; Al-Aidid dan Pamungkas, 2018; Tang, 2010; Rahim, 2013).

Prasetyo, dkk. (2018) melakukan penelitian ekstraksi fitur dengan menggunakan algoritma SIFT. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan peningkatan ekstraksi fitur menggunakan algoritma SIFT dengan langkah *pre-processing multiscale retinex* (MSR) untuk meningkatkan jumlah *keypoint*. Algoritma SIFT dipengaruhi oleh kualitas gambar. Semakin baik gambar yang dikenali, semakin banyak jumlah penekanan *keypoint* yang didapat. Hasil uji rata-rata jumlah *keypoint* sebanyak 1.399,162.

Fandiansyah, dkk. (2017) melakukan penelitian pengenalan wajah dengan menggunakan metode LDA dan *k-nearest neighbour*. Hasil penelitian menyebutkan bahwa LDA mampu melakukan pengenalan wajah dengan akurasi pengenalan mencapai 98,33% dengan citra wajah keadaan normal sedangkan pengujian menggunakan citra wajah dengan gangguan *noise* menghasilkan rata-rata akurasi pengenalan 86,66%. Penelitian lain yang juga melibatkan metode LDA dilakukan oleh Sunarko, *et al.* (2017) menggunakan fitur-fitur statistik dan metode LDA untuk klasifikasi eritrosit secara otomatis pada citra hapusan darah tipis. Dari 60 data uji yang terdiri dari 30 sel terinfeksi dan 30 sel normal, hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi klasifikasi 83,33%.

Metode ekstraksi fitur PCA telah digunakan pada penelitian Himanshi dan Kour (2015) untuk pengenalan wajah. Penggunaan metode PCA pada penelitian ini

bertujuan untuk meningkatkan akurasi, kecepatan proses, dan ketersediaan. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi di atas 99,66% pada citra wajah normal tanpa gangguan. Kendala dari metode PCA dalam penelitian pengenalan wajah yaitu jika cahaya berubah maka tingkat pengenalan wajah menurun (Muliawan, 2015; Marti, Yota, dan Aryanto, 2016; Bayu dan Maulana, 2018).

Saefullah (2015), menggunakan algoritma *eigenfaces* dan PCA untuk pengenalan wajah. Pengenalan wajah yang berbasis algoritma *eigenfaces* ini diekstraksi melalui PCA. Data yang digunakan adalah 27 citra wajah yang terdiri dari 9 orang yang berbeda. Setiap orang diambil sampelnya 3 citra dengan posisi dan ekspresi yang berbeda. Hasil penelitian melaporkan tingkat akurasi pengenalan wajah sebesar 90% untuk pengenalan wajah yang tidak dilatih dan 100% untuk pengenalan wajah yang pernah dilatih. Hasil penelitian masih kurang maksimal disebabkan masih terdapat leher dan rambut, jadi diperlukan metode tambahan untuk proses deteksi wajah yang lebih baik.

Penelitian Syakhala, dkk. (2015) melakukan penelitian perbandingan metode PCA dan metode *hidden markov model* (HMM). Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui keunggulan dan kelemahan dari metode PCA dan HMM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa secara umum metode PCA lebih akurat dalam pengenalan wajah dari pada HMM, dengan sampel citra terbaik yaitu citra wajah utuh dengan hasil akurasi 86,6% menggunakan metode PCA sedangkan metode HMM 77,7% dengan maksimal iterasi 2.000 dan toleransi 0,1. Objek penelitian adalah wajah manusia yang diambil dari *database yale face database*.

Penelitian Zein (2018) mengenai pendeteksian dan pengenalan wajah secara *real time* dan banyak wajah, metode yang diterapkan adalah metode *haar cascade*, sedangkan untuk proses pengenalan wajah metode yang digunakan adalah *eigenfaces* berbasis PCA. Hasil dari penelitian ini menyebutkan tingkat keberhasilan akurasi wajah yaitu mencapai 94%, dari 100 kali uji coba untuk mendeteksi wajah berhasil terdeteksi sebanyak 94 kali benar dan 2 kali salah mengenali dan 4 tidak terdeteksi. Penelitian ini masih bisa dimaksimalkan dengan menggabungkan metode PCA dengan metode lain dimana PCA berfungsi untuk mengurangi dimensi agar dapat meningkatkan akurasi dan mempercepat akurasi.

Penelitian lain yang menggunakan metode *eigenfaces* atau PCA untuk sistem absensi memberikan tingkat akurasi sebesar 90,5% melalui pengujian fungsional (Putra, 2014; Turk dan Pentland, 2001). Akan tetapi sistem absensi berbasis pengenalan wajah masih sangat sensitif terhadap pencahayaan saat perekaman.

Ekstraksi fitur dengan menggunakan algoritma LBP dalam pengenalan wajah terbukti mampu menyimpan informasi penting pada gambar dan dapat bekerja pada sumber pencahayaan yang rendah (Ahonen, dkk., 2004). Metode LBP menunjukkan hasil komputasi yang cepat dan efektif (Al-Aidid dan Pamungkas, 2018). LBP dapat digunakan untuk menghasilkan tekstur dan bentuk dengan menghitung selisih piksel pusat dengan setiap piksel tetangga dari suatu citra digital (Muntasa, 2015:182).

Pada penelitian yang dilakukan oleh Purwanti dan Ariyanto (2015) melakukan analisa pengenalan ekspresi wajah manusia menggunakan pendekatan

fitur algoritma LBP dan mencari pengembangan algoritma dasar LBP yang paling optimal dengan cara menggabungkan metode *histogram equalization*, *support vector machine*, dan *k-fold cross validation*. Database wajah yang digunakan yaitu database wajah manusia seperti *jaffe*, *yale*, dan *caltech*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa rata-rata tingkat akurasi yang didapatkan adalah sebesar 83%, rata-rata waktu komputasi kurang lebih 5,38 detik dan rata-rata *processor* adalah 35,9%.

Metode LBP menunjukkan hasil komputasi yang cepat dan efektif (Al-Aidid dan Pamungkas, 2018; Yunendah, dkk., 2018). Yunendah, dkk. (2018) menggunakan metode *local binary pattern histogram* (LBPH) untuk tahap ekstraksi fitur dan menggunakan nilai histogram dengan *neighbour* untuk tahap klasifikasi. Citra yang digunakan yaitu berupa citra wajah yang terdiri dari 30 citra uji dan 60 citra latih. Hasil pengujian didapatkan nilai akurasi sebesar 95,56% dan waktu komputasi 2,35 detik.

Taufik, *et al.* (2018) melakukan penelitian yang membandingkan metode PCA dan LBP untuk ekstraksi fitur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa LBP memiliki akurasi 98,59%, waktu pengenalan 812,817 milidetik, *false acceptance rate* (FAR) 1,41% dan *false rejection rate* (FRR) 0%, sedangkan pada metode PCA akurasi 98,59%, waktu pengenalan 1.275,761 milidetik, FAR 1,41% dan FRR 0%. Penelitian dilakukan dalam skenario objek menghadap kamera dengan cahaya matahari di dalam ruangan. Sehingga masih perlu dilakukan penelitian pada skenario citra dengan variasi pencahayaan dan ekspresi.

Dari beberapa penelitian yang telah dilakukan, metode PCA cukup baik dalam pengenalan wajah dengan keunggulannya yang cepat, sederhana, dan tingkat akurasi di atas 85%. Namun dalam mengenali wajah, metode PCA masih dipengaruhi oleh kualitas citra yang digunakan. Hal ini disebabkan metode PCA sangat sensitif terhadap pencahayaan saat perekaman. Pada citra berkualitas buruk, tingkat akurasi dengan menggunakan metode PCA menjadi kurang maksimal.

LBP dapat dikombinasikan dalam proses ekstraksi fitur agar mencapai tingkat akurasi yang maksimal. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penelitian dengan menggabungkan metode ekstraksi fitur LBP dan PCA (Karanwal dan Purwar, 2017; Nordin dan Hamid, 2011). Karanwal dan Purwar (2017) melakukan penelitian untuk menganalisis performansi LBP dengan PCA dalam pengenalan wajah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LBP-PCA memberikan nilai akurasi lebih baik dibandingkan dengan metode LBPI-PCA, GF PCA, dan 2D-DWT-PCA. Dari hasil penelitian diperoleh rata-rata nilai akurasi sebesar 88,6%. Namun citra wajah yang digunakan pada penelitian ini adalah citra wajah dengan kondisi normal, pencahayaan baik, dan tanpa ekspresi.

Permasalahan utama pada pengenalan wajah yaitu bagaimana mengatasi variasi pose, perbedaan atribut, dan pencahayaan (Wirayuda dan Supriana, 2017). Peningkatan akurasi pengenalan wajah mengalami kendala pada kualitas citra yang buruk. Penelitian Poon, *et al.* (2016) meningkatkan metode PCA pada pengenalan wajah manusia untuk gambar wajah yang buruk atau mengalami gangguan. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa penerapan teknik *gradientfaces* pada *pre-processing* memberikan kenaikan besar pada tingkat pengenalan. Dari tingkat

pengenalan 6,25% naik mencapai 60,75% pada pengujian *database asian face* yang memiliki gambar dengan bermacam pencahayaan.

Atmaja, *et al.* (2018) melakukan penelitian pengenalan wajah menggunakan metode PCA dengan berbagai skenario dari kondisi citra. Hasil penelitian menyebutkan bahwa rata-rata tingkat akurasi pengenalan wajah pada objek menghadap kamera dengan cahaya matahari memiliki nilai akurasi 98,59%, sedangkan pada objek yang tidak menghadap kamera dan hanya dengan cahaya lampu memiliki nilai akurasi 30%.

Penelitian lain juga menyebutkan bahwa metode PCA memberikan penurunan nilai akurasi pengenalan wajah pada kondisi citra yang berbeda. Hasil penelitian menyebutkan bahwa pada skenario citra dengan kondisi cahaya terang memiliki tingkat akurasi 80% sedangkan pada citra dengan kondisi cahaya redup tingkat akurasi menjadi 60% (Pamungkas dan Setiawan, 2018).

Untuk mengatasi citra yang kurang akan pencahayaan atau citra berkualitas buruk, peneliti akan menggunakan metode LBP sebagai ekstraksi fitur yang dikombinasikan dengan metode seleksi fitur PCA. Metode LBP diusulkan untuk mengatasi masalah pencahayaan dan variasi ekspresi pada citra wajah. Metode LBP akan dioptimasi dengan seleksi fitur PCA untuk meningkatkan nilai akurasi dan kecepatan komputasi pengenalan wajah. Dalam penelitian ini terdapat beberapa proses yaitu *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Pada proses *pre-processing* dilakukan *grayscale* dan *histogram equalization* bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra. Proses ekstraksi fitur menggunakan metode LBP, PCA, dan gabungan LBP dengan seleksi fitur PCA. Tahap klasifikasi pada penelitian ini

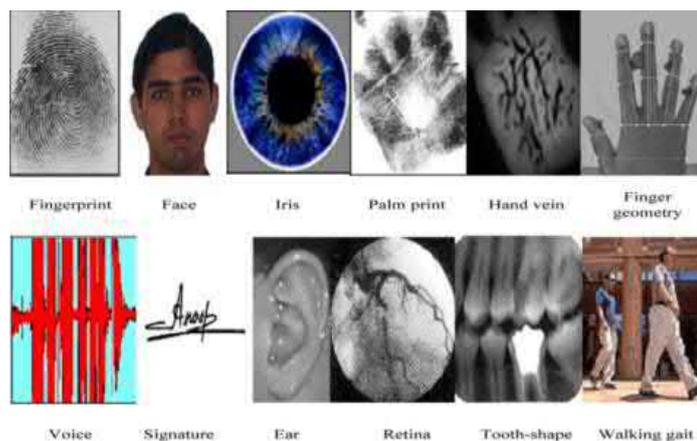
menggunakan metode *euclidean distance*. Citra wajah yang digunakan yaitu citra wajah dengan perubahan pencahayaan yang signifikan, *background*, jarak pengambilan citra wajah, pose, aksesoris, dan berbagai ekspresi.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Biometrik

Secara harfiah, biometrik atau *biometrics* berasal dari kata *bio* dan *metrics*. *Bio* berarti sesuatu yang hidup, dan *metrics* berarti mengukur. Biometrik berarti mengukur karakteristik pembeda (*distinguishing traits*) pada badan atau perilaku seseorang yang digunakan untuk melakukan pengenalan secara otomatis terhadap identitas orang tersebut dengan membandingkannya dengan karakteristik yang sebelumnya telah disimpan pada suatu *database*.

Karakteristik yang menjadi pembeda yaitu karakteristik fisiologis atau fisik (*physiological/physical characteristic*) dan karakteristik perilaku (*behavioral characteristic*). Biometrik berdasarkan karakteristik fisiologis atau fisik menggunakan bagian-bagian fisik dari tubuh seseorang sebagai kode unik untuk pengenalan, seperti DNA, telinga, jejak panas pada wajah, geometri tangan, pembuluh tangan, sidik jari, iris mata, telapak tangan, retina, gigi, dan bau (komposisi kimia) dari keringat tubuh. Sedangkan biometrik berdasarkan karakteristik perilaku menggunakan perilaku seseorang sebagai kode unik untuk melakukan pengenalan, seperti gaya berjalan, hentakan tombol, tanda tangan, dan suara. Gambar 2.1 menunjukkan beberapa karakteristik biometrik yang telah disebutkan.



Gambar 2.1 Berbagai karakteristik biometrik

Sumber : <https://www.elprocus.com/different-types-biometric-sensors/>

2.2.1.1 Keunggulan Sistem Biometrik

Sistem pengenalan biometrik memiliki beberapa keunggulan dibanding sistem tradisional yang lebih dulu ada (penggunaan *password*, PIN, kartu, dan kunci), diantaranya:

1. *Non-repudiation*

Pada sistem biometrik penggunanya tidak dapat menyangkal jika yang melakukan akses atau transaksi bukan pengguna sebenarnya. Sedangkan penggunaan *password* atau PIN penggunanya masih dapat menyangkal atas transaksi yang dilakukannya, karena PIN atau *password* bisa dipakai bersama-sama.

2. Keamanan (*security*)

Sistem biometrik membutuhkan kehadiran pengguna secara langsung pada proses pengenalan sehingga sistem biometrik tidak dapat diserang dengan algoritma *brute force*. Sistem berbasis *password* dapat diserang menggunakan metode atau algoritma seperti *brute force*.

3. Penyaringan (*screening*)

Pada sistem biometrik mampu melakukan penyaringan beberapa informasi seperti sidik jari atau wajah yang dicari untuk memastikan bahwa pengguna yang mengakses sistem adalah pengguna yang terdaftar di sistem. Sedangkan sistem PIN dan *password* tidak dapat melakukannya. Proses penyaringan sangat diperlukan untuk mengatasi kejahatan yang dilakukan menggunakan identitas palsu.

2.2.1.2 Perbandingan Sistem Biometrik

Dalam penggunaannya, sistem biometrik memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing tergantung dari pengaplikasiannya. Seperti pengaplikasian dari biometrik suara lebih cocok digunakan untuk aplikasi pengenalan diri menggunakan jaringan telepon. Sedangkan untuk sistem keamanan bukan pada jaringan telepon dengan jumlah pengguna yang banyak, maka biometrik wajah lebih cocok untuk diaplikasikan.

Pada sistem biometrik DNA, sangat cocok dan efektif diaplikasikan dalam tujuan mengetahui hubungan kekerabatan atau kekeluargaan seseorang. Kelemahan dari sistem biometrik DNA yaitu alat akuisisinya jauh lebih mahal dibanding biometrik lain seperti sidik jari, wajah, suara, atau yang lainnya. Akan tetapi jika untuk membedakan orang kembar maka sistem biometrik sidik jari lebih cocok dan akurat dibandingkan biometrik DNA.

Ada beberapa persyaratan yang harus dipenuhi agar bagian-bagian tubuh atau perilaku manusia dapat digunakan sebagai biometrik, antara lain:

1. Universal (*universality*), artinya karakteristik yang dipilih harus dimiliki setiap orang. Tahi lalat di dahi seseorang tidak dapat dijadikan biometrik karena tidak semua orang memiliki tahi lalat di dahi.
2. Membedakan (*distinctiveness*), artinya karakteristik yang dipilih memiliki kemampuan membedakan antara satu orang dengan orang lain. Berat dan tinggi badan seseorang tidak dapat digunakan sebagai biometrik karena banyak orang memiliki tinggi dan berat badan yang sama.
3. Permanen (*permanence*), artinya karakteristik yang dipilih tidak cepat berubah dalam periode waktu yang lama.
4. Kolektabilitas (*collectability*), artinya karakteristik yang dipilih mudah diperoleh dan diukur secara kuantitatif.
5. Unjuk kerja (*performance*), artinya karakteristik yang dipilih dapat memberikan unjuk kerja yang bagus, baik dari segi akurasi maupun kecepatan termasuk sumber daya yang dibutuhkan untuk memperolehnya.
6. Dapat diterima (*acceptability*), artinya masyarakat mau menerima karakteristik yang digunakan.
7. Tidak mudah dikelabui (*circumvention*), artinya karakteristik yang didapat tidak mudah dikelabui dengan berbagai cara curang.

Tabel 2.1 Perbandingan karakteristik biometrik (Pankanti, et al., 1999).

Karakteristik Biometrik	Universalitas	Membedakan	Permanen	Kolektabilita	Unjuk Kerja	Penerimaan	Tidak Mudah Dikelabui
DNA	T	T	T	R	T	R	R
Telinga	M	M	T	M	M	T	M
Wajah	T	R	M	T	R	T	T
Thermogram Wajah	T	T	R	T	M	T	R
Sidik Jari	M	T	T	M	T	M	M
Gaya Berjalan	M	R	R	T	R	T	M
Geometri Tangan	M	M	M	T	M	M	M
Pembuluh Tangan	M	M	M	M	M	M	R
Iris	T	T	T	M	T	R	R
Hentakan Tombol	R	R	R	M	R	M	M
Bau	T	T	T	R	R	M	R
Telapak Tangan	M	T	T	M	T	M	M
Retina	T	T	M	R	T	R	R
Tanda tangan	R	R	R	T	R	T	T
Suara	M	R	R	M	R	T	T

Keterangan: T, M, dan R berturut-turut menyatakan tinggi, menengah, dan rendah.

Beberapa karakteristik biometrik yang memiliki universalitas tinggi yaitu DNA, wajah, bau, thermogram wajah, retina, dan iris. Dalam hal membedakan, karakteristik biometrik seperti DNA, thermogram wajah, sidik jari, iris, bau, telapak tangan, dan retina memiliki keunggulan. Karakteristik biometrik yang tinggi dalam hal permanen adalah DNA, telinga, sidik jari, iris, bau, dan telapak tangan. Untuk kemudahan didapat karakteristik biometrik yang tinggi yaitu wajah, thermogram wajah, gaya berjalan, geometri tangan, dan tanda tangan. Karakteristik biometrik DNA, sidik jari, iris, telapak tangan, dan retina tinggi dalam unjuk kerja. Kemudian karakteristik biometrik yang tinggi dalam hal penerimaan yaitu telinga, wajah, thermogram wajah, gaya berjalan, tanda tangan, dan suara. Dalam hal tidak mudah dikelabui, karakteristik biometrik wajah, tanda tangan, dan suara lebih kuat.

Berdasarkan tabel 2.1, karakteristik biometrik wajah sangat kuat dalam hal universalitas, kolektabilitas, penerimaan, dan tidak mudah dikelabui.

2.2.1.3 Wajah

Menurut KBBI wajah merupakan sisi bagian depan kepala, dari dahi atas sampai ke dagu dan antara telinga yang satu dan telinga yang lain. Manusia memiliki bagian-bagian wajah yang dapat digunakan untuk membedakan antara manusia satu dengan manusia lainnya. Bagian-bagian tersebut diantaranya rambut, dahi, alis, mata, pipi, hidung, bibir, mulut, gigi, dan dagu (Syakhala, *et al.*, 2015:70). Wajah dapat menjadi suatu tantangan untuk dikenali karena memiliki bagian-bagian yang kompleks, namun relatif lebih mudah diingat dan dapat menjadi pembeda antar individu (Datta, 2015). Manusia dapat mengenali wajah seseorang meskipun dengan intensitas waktu pertemuan yang sering, jarang, atau hanya sekilas melihat melalui wajah. Bahkan masih dapat mengingat wajah seseorang meskipun sudah tidak bertemu lama dan telah mengalami perubahan pada wajah yang disebabkan beberapa faktor seperti kondisi lingkungan, bertambahnya usia, kecelakaan, penggunaan *make up*, aksesoris wajah seperti kacamata, jilbab, peci, topi, masker, rambut palsu, dan lain-lain (Budi, *et al.*, 2016:169)

2.2.2 Citra

Citra merupakan suatu representasi (gambar), kemiripan, atau imitasi dari suatu objek. Citra adalah representasi intensitas cahaya dari bidang dua dimensi. Proses pembentukan citra dari suatu objek diperoleh dari sumber cahaya yang memantulkan cahayanya kepada objek tersebut. Pantulan cahaya tersebut kemudian

ditangkap oleh alat-alat optik, seperti mata pada manusia, kamera, pemindai atau *scanner*, dan kemudian menghasilkan citra (Permadi dan Murinto, 2015).

2.2.2.1 Bentuk Citra

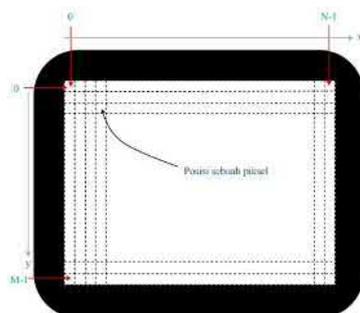
Berdasarkan bentuk sinyal penyusunnya, citra dapat dibedakan menjadi dua jenis, yaitu citra analog dan citra digital.

1. Citra Analog

Citra analog adalah citra yang terbentuk dari sinyal *continue*, yaitu diambil secara terus menerus. Citra dalam bentuk ini dapat dihasilkan oleh foto atau film dari kamera analog, lukisan pada kertas, dan mata manusia. Citra analog memiliki kelemahan yaitu tidak dapat direpresentasikan dan diproses oleh komputer secara langsung (Wardoyo, *et al.*, 2014:61).

2. Citra Digital

Citra digital adalah citra yang terbentuk dari sinyal analog yang digitalisasi. Citra digital dapat diolah oleh komputer secara langsung dan dihasilkan dari peralatan digital. Lebar dan tinggi citra direpresentasikan dalam bentuk nilai dalam *array* dimensi dan tingkat kedalaman suatu citra direpresentasikan dalam sejumlah bit dari setiap *pixel* dalam *array* tertentu. Citra digital dinyatakan dengan sebuah sistem koordinat seperti ditunjukkan pada gambar 2.2.



Gambar 2.2 Koordinat citra dengan ukuran M(baris) x N(kolom)

Sumber : Kadir dan Susanto (2013:12)

Dari gambar 2.2 dapat disusun sebuah matriks dari citra digital sebagai berikut:

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix}$$

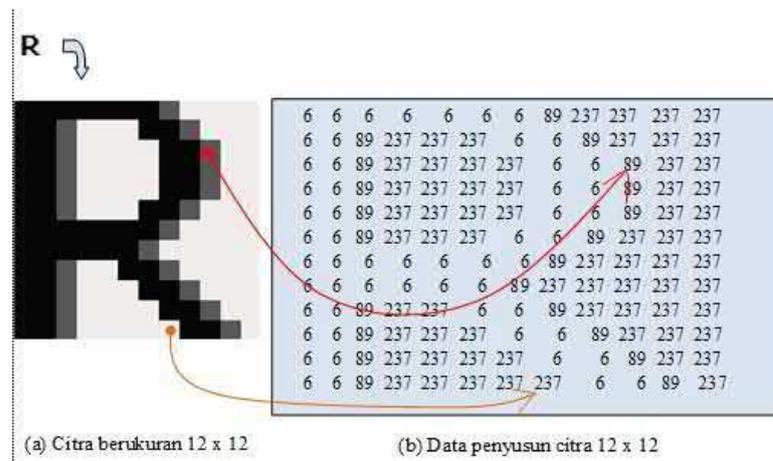
$f(x, y)$ menunjukkan intensitas atau derajat warna pada citra, dan koordinat (x, y) menunjukkan posisi titik dalam suatu citra, dimana x menunjukkan baris dan y menunjukkan kolom pada citra. Gambar 2.3 menunjukkan notasi piksel dalam citra.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	6	6	6	6	6	6	6	89	237	237	237	237
2	6	6	89	237	237	237	6	6	89	237	237	237
3	6	6	89	237	237	237	237	6	6	89	237	237
4	6	6	89	237	237	237	237	6	6	89	237	237
5	6	6	89	237	237	237	237	6	6	89	237	237
6	6	6	89	237	237	237	6	6	89	237	237	237
7	6	6	6	6	6	6	6	89	237	237	237	237
8	6	6	6	6	6	6	6	89	237	237	237	237
9	6	6	89	237	237	6	6	89	237	237	237	237
10	6	6	89	237	237	237	6	6	89	237	237	237
11	6	6	89	237	237	237	237	6	6	89	237	237
12	6	6	89	237	237	237	237	237	6	6	89	237

Gambar 2.3 Notasi piksel dalam citra

Sumber : Kadir dan Susanto (2013:14)

Sebuah citra digital memiliki elemen-elemen yang disebut *pixel* (*picture element* atau *pels*) dengan jumlah yang berhingga (Budi, *et al.*, 2016:168). Gambar 2.4 adalah contoh citra dengan elemen nilai piksel penyusunannya.



Gambar 2.4 Citra *grayscale* dan nilai penyusun *pixel*

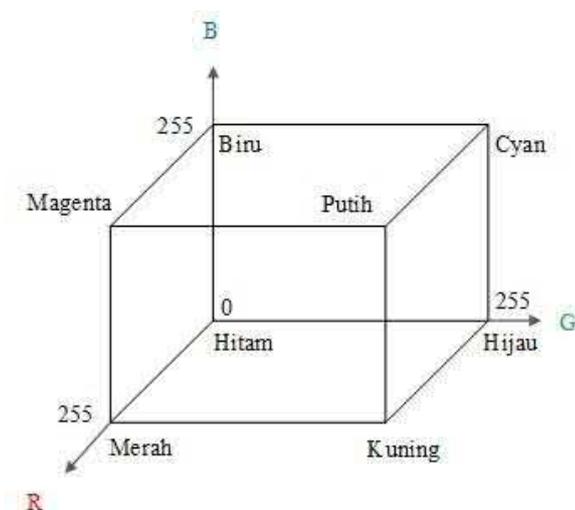
Sumber : Kadir dan Susanto (2013:14)

2.2.2.2 Jenis Citra

Berdasarkan nilai warna elemen penyusunnya, citra dapat dibedakan menjadi 4 jenis, yaitu citra warna, citra warna berindeks, citra *grayscale*, dan citra biner.

1. Citra Warna

Citra warna direpresentasikan dalam beberapa kanal (*channel*) yang menyatakan komponen-komponen warna penyusunnya. Banyaknya kanal yang digunakan tergantung pada model warna yang akan digunakan pada citra tersebut. Intensitas pada sebuah citra warna adalah suatu kombinasi dari tiga intensitas yaitu suatu derajat keabuan merah ($f_{merah}(x,y)$), hijau ($f_{hijau}(x,y)$), dan biru ($f_{biru}(x,y)$) (Wiryadinata, Sagita, Wadoyo, dan Priswanto, 2016).



Gambar 2.5 Warna RGB dalam ruang berdimensi tiga

Sumber : Kadir dan Susanto (2013: 27)

Gambar 2.5 menunjukkan kombinasi antara tiga warna dasar dapat menghasilkan warna-warna lain. Kemungkinan warna yang dihasilkan sebanyak $256 \times 256 \times 256 = 16.777.216$ variasi warna (Hidayatulloh, 2017:31). Nilai penyusun dari warna dasar RGB ditunjukkan pada tabel 2.2.

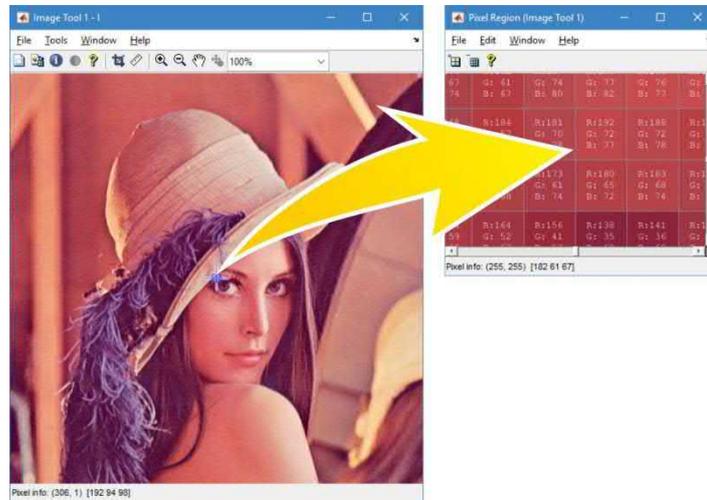
Tabel 2.2 Nilai penyusun warna dasar RGB

Sumber : Kadir dan Susanto (2013: 27)

Warna	Nilai		
	R	G	B
Merah	255	0	0
Hijau	0	255	0
Biru	0	0	0
Kuning	0	255	255
Putih	255	255	255
Hitam	0	0	0

Setiap kanal pada *pixel* citra berwarna membutuhkan penyimpanan 8 bit, jadi satu *pixel* pada citra berwarna memerlukan 24 bit. Oleh karena itu citra berwarna disebut sebagai 24-bit *color image* (Budi, *et al.*, 2016). Gambar 2.6

menunjukkan citra berwarna dan representasi nilai warna setiap kanal pada *pixel* dalam ruang warna R, G, dan B.



Gambar 2.6 Citra berwarna dan representasi nilai warna setiap kanal pada *pixel*

Sumber : <https://pemrogramanmatlab.com/2017/07/26/pengolahan-citra-digital/>

2. Citra Warna Berindeks

Pada format citra warna indeks merupakan suatu format yang memberikan informasi setiap titik yang merupakan indeks dari suatu tabel yang berisi informasi warna yang tersedia, yang disebut palet warna (*color map*). Contoh dari citra warna berindeks seperti gambar 2.7.

The diagram shows a 4x4 grid of colored squares on the left. To its right are four rows of text, each representing a row in the color map table. The first row is '= 4 5 2 3 (\$45 23)', the second is '= 9 13 7 14 (\$9D 7E)', the third is '= 12 0 4 1 (\$C0 41)', and the fourth is '= 11 10 6 15 (\$BA 6F)'. A yellow circle highlights the number '15' in the fourth row. To the right of the text is a table with the following data:

Indeks	R	G	B
0	51	51	51
1	95	95	95
2	128	128	128
3	128	128	0
4	255	255	255
5	255	0	0
...
15	255	0	255

Gambar 2.7 Citra warna berindeks

Sumber : <http://fclovely.blogspot.com/2015/01/citra-digital.html>

3. Citra *Grayscale*

Citra *grayscale* memiliki warna-warna piksel dengan rentang gradiasi warna hitam dan putih. Kedalaman warna pada citra *grayscale* yaitu 8 bit (256 kombinasi warna keabuan). Format citra *grayscale* disebut dengan derajat keabuan, karena ada warna abu-abu diantara nilai terkecil dan nilai terbesar. Rentang derajat keabuan tersebut berkisar antara 0 sampai 255, nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 255 menyatakan warna putih. Derajat keabuan merupakan format pada citra ini, karena terdapat warna abu-abu diantara warna minimum (hitam) dan warna maksimum (putih) (Wiryadinata, Sagita, Wadoyo, dan Priswanto, 2016). Contoh dari citra *grayscale* dapat dilihat pada gambar 2.8.



Gambar 2.8 Citra *grayscale*

Sumber : <https://pemrogramanmatlab.com/2017/07/26/pengolahan-citra-digital/>

4. Citra Biner

Suatu citra biner hanya memiliki dua nilai keabuan yaitu 0 dan 1. Maka 1 bit sudah cukup untuk merepresentasikan nilai *pixel*. Gambar 2.9 dibawah ini menunjukkan contoh citra biner.



Gambar 2.9 Citra biner

Sumber : <https://pemrogramanmatlab.com/2017/07/26/pengolahan-citra-digital/>

2.2.2.3 Elemen-Elemen Citra

Pada citra digital mengandung sejumlah elemen-elemen dasar. Elemen-elemen dasar pada citra merupakan bagian penting yang dapat dimanipulasi dalam pengolahan citra. Elemen-elemen dasar pada citra diantaranya yaitu (Munir, 2004):

1. Kecerahan (*brightness*)

Kecerahan atau intensitas cahaya pada suatu elemen penyusun (*pixel*) di dalam suatu citra digital merupakan intensitas rata-rata dari suatu bagian area dari citra tersebut. Penglihatan manusia dapat menyesuaikan kondisi dengan tingkat kecerahan paling tinggi hingga paling rendah.

2. Kontras (*contrast*)

Kontras merupakan tingkat penyebaran yang menyatakan terang (*lightness*) dan gelap (*darkness*) dalam suatu citra. Citra dengan kontras rendah dapat dilihat dari komposisi gelap dan terang citra tersebut yang tidak merata. Citra dengan kontras yang baik, memiliki komposisi perpaduan antara gelap dan terang yang tersebar secara merata.

3. Kontur (*contour*)

Kontur adalah kondisi yang terjadi oleh perubahan intensitas pada *pixel-pixel* yang bertetangga. Karena adanya perubahan intensitas inilah, maka tepi-tepi (*edge*) objek pada citra dapat dideteksi. Salah satu informasi yang bisa diperoleh dari hasil pendeteksian tepi adalah bentuk objek. Objek tersebut dapat berupa garis, lingkaran, dan kurva lainnya. Bentuk objek direpresentasikan dalam kontur.

4. Warna (*color*)

Warna adalah persepsi yang ditangkap oleh sistem visual manusia terhadap warna sinar (panjang gelombang cahaya) yang dipantulkan oleh objek. Setiap warna mempunyai panjang gelombang (λ) yang berbeda-beda. Warna yang diterima oleh sistem visual manusia (mata) merupakan hasil kombinasi cahaya dengan panjang gelombang yang berbeda-beda. Warna sinar yang dapat ditangkap oleh mata manusia adalah sinar tampak (*visible spectrum*) dengan panjang gelombang berkisar dari 400 nm (ungu) sampai 700 nm (merah). Kombinasi warna yang memberikan rentang warna yang paling lebar adalah *red* (R), *green* (G), dan *blue* (B).

5. Bentuk (*shape*)

Bentuk adalah penyusun internal yang utama pada sistem visual manusia. Manusia lebih sering menginterpretasikan suatu objek berdasarkan bentuknya dari pada elemen lainnya. Citra yang ditangkap oleh visual manusia merupakan citra dua dimensi, tetapi objek pada citra yang terlihat adalah objek tiga dimensi. Informasi bentuk objek dapat diperoleh dengan ekstraksi dari citra pada proses *pre-processing* dan segmentasi citra.

6. Tekstur (*texture*)

Tekstur difiturkan sebagai distribusi spasial dari derajat keabuan di dalam sekumpulan *pixel* yang bertetangga. Sistem visual manusia tidak menerima informasi citra secara individu pada setiap *pixel*, melainkan sebuah citra dianggap sebagai suatu kesatuan. Sehingga, tekstur tidak dapat didefinisikan untuk sebuah *pixel*. Tekstur merupakan karakteristik untuk menganalisis berbagai jenis objek pada citra.

2.2.3 Pengenalan Pola dan Pengenalan Wajah

Pengenalan pola merupakan salah satu cabang dari bidang kecerdasan buatan yang memiliki beberapa proses yaitu proses deteksi/segmentasi, proses ekstraksi, dan proses pengukuran kemiripan atau disebut proses pengenalan. Pengenalan pola bertujuan membedakan suatu objek dengan objek lain dengan menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan fitur-fitur yang dimiliki oleh pola tersebut (Munir, 2004). Beberapa contoh pengenalan pola diantaranya yaitu pengenalan pola sidik jari, tanda tangan, suara, wajah, dan lain sebagainya.

Pengenalan wajah merupakan suatu pengembangan dari teknologi deteksi wajah. Pengenalan wajah bekerja dengan cara mendeteksi persamaan data wajah seseorang dengan data wajah yang telah disimpan di *database* pada komputer. Sehingga komputer dapat mengenali dan mengetahui identitas wajah seseorang tersebut (Alexander, Sentinumo, dan Sambul, 2017).

Secara umum sistem pengenalan citra wajah ada dua macam, yaitu sistem *feature based* dan sistem *image based*. Pada sistem *feature based* digunakan fitur dari komponen citra wajah yaitu mata, hidung, mulut, yang diekstraksi kemudian hubungan dari fitur-fitur tersebut dimodelkan secara geometris. Pada sistem *image*

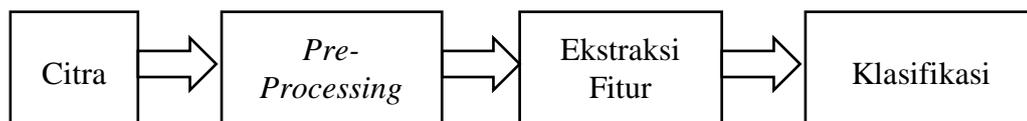
based digunakan informasi awal dari piksel citra yang selanjutnya direpresentasikan dengan menggunakan metode tertentu, seperti PCA yang kemudian digunakan untuk klasifikasi identitas citra.

Dalam prosesnya terdapat bidang-bidang yang berkaitan dengan pemrosesan wajah (*face processing*) antara lain:

1. Pengenalan wajah (*face recognition*) yaitu proses membandingkan sebuah citra wajah masukan dengan *database* wajah dan menemukan *database* yang paling cocok dengan citra masukan tersebut.
2. Otentikasi wajah (*face authentication*) yaitu menguji keaslian/kesamaan suatu wajah dengan data wajah yang telah diinputkan sebelumnya.
3. Lokalisasi wajah (*face localization*) yaitu pendeteksian wajah namun dengan asumsi hanya ada satu wajah di dalam citra.
4. Penjejakan wajah (*face tracking*) yaitu memperkirakan lokasi suatu wajah di dalam video secara *real time*.
5. Pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition*) untuk mengenali kondisi emosi manusia.

Pemanfaatan karakteristik wajah dalam sistem biometrik untuk mengenali individu lebih efektif dibandingkan dengan karakteristik lainnya seperti sidik jari, telapak tangan, iris mata, dan lainnya. Pengenalan wajah tidak membutuhkan kontak fisik secara langsung, dan dapat mengidentifikasi wajah dari jarak jauh sehingga tidak dapat dimanipulasi (Rekianto, 2018). Akan tetapi sistem pengenalan wajah juga memiliki kelemahan yang disebabkan oleh beberapa faktor seperti pencahayaan kurang, variasi pose, ekspresi, serta penambahan aksesoris.

Cara kerja pengenalan wajah secara umum yaitu dengan mengkonversikan foto, sketsa, dan gambar video menjadi serangkaian angka, yang disebut dengan *faceprint* yang kemudian dibandingkan dengan rangkaian angka dari wajah-wajah yang ada di dalam *database*. Secara garis besar proses pengenalan citra wajah oleh sistem terdapat lima tahap yaitu deteksi, pengenalan posisi, normalisasi, pengkodean, dan perbandingan (Wiryadinata, Sagita, Wardoyo, dan Priswanto, 2016). Struktur sistem pengenalan wajah ditunjukkan pada gambar 2.10.



Gambar 2.10 Struktur sistem pengenalan wajah

2.2.4 Pre-processing

Pre-processing atau pra-pengolahan bertujuan memperbaiki kualitas citra dan mengurangi atau menghilangkan derau dalam proses pengolahan data mentah sebelum dilakukan tahap selanjutnya. Pada penelitian ini citra *input* akan dinormalisasi terlebih dulu agar menjadi lebih siap untuk diolah pada tahap ekstraksi fitur. Kualitas fitur yang dihasilkan pada proses ekstraksi fitur sangat tergantung pada hasil *pre-processing*. Pada penelitian ini terdapat beberapa langkah *pre-processing* yaitu *grayscale* dan *histogram equalization*.

1. Grayscale

Proses perubahan citra yang berwarna menjadi citra *grayscale* melalui beberapa tahap yaitu mengambil nilai RGB dan mengubahnya menjadi *grayscale*.

- a. Mengambil nilai R, G, dan B dari suatu citra bertipe RGB. Pada tipe .bmp citra direpresentasikan dalam 24 bit, sehingga diperlukan proses untuk mengambil masing-masing 3 kelompok bit dari 24 bit.
- b. Perhitungan yang digunakan untuk mengubah citra berwarna yang mempunyai nilai matriks masing-masing R, G, dan B menjadi citra *grayscale* dapat dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai R, G, dan B sehingga dapat dituliskan seperti pada persamaan 2.1.

$$I(x, y) = \frac{R+B+G}{3} \quad (2.1)$$

Keterangan:

$I(x,y)$ = nilai (tingkat) warna *grayscale* pada posisi (x,y)

R = nilai komponen ruang warna merah

G = nilai komponen ruang warna hijau

B = nilai komponen ruang warna biru

2. Histogram Equalization

Salah satu teknik dalam perbaikan citra kontras rendah yaitu dengan *histogram equalization*. Tujuan dari *histogram equalization* adalah mengubah citra sehingga citra *output* memiliki histogram yang lebih datar dengan cara piksel harus didistribusikan secara merata ke seluruh rentang nilai yang ada. Secara matematis *histogram equalization* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 2.2 (Hidayatulloh, 2017). Contoh citra hasil *histogram equalization* seperti pada gambar 2.11.

$$S_k = \frac{(n_G-1)}{n} \sum_{j=0}^k n_{rj} \quad (2.2)$$

Keterangan:

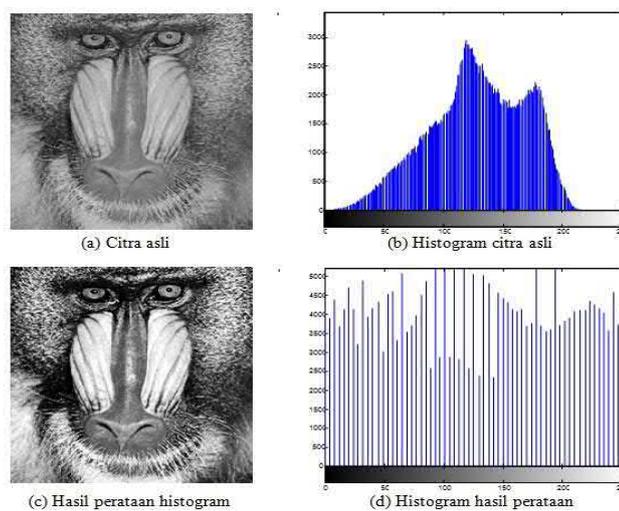
S_k = *histogram equalization*

n_G = Jumlah tingkat keabuan (*gray level*) di dalam citra = L

n = jumlah seluruh piksel di dalam citra

k = (0,1, ..., n_G-1)

n_{rj} = jumlah piksel yang memiliki derajat keabuan ke- $r_j = n_i$



Gambar 2.11 Contoh penerapan *histogram equalization*

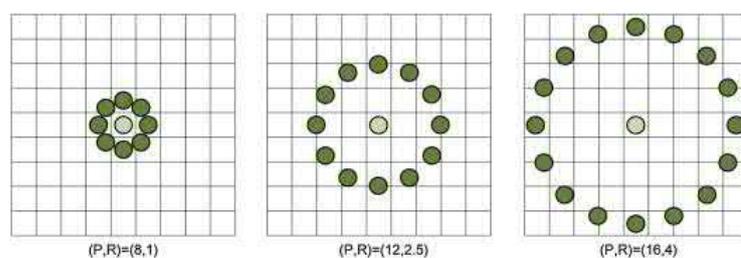
Sumber: Hidayatullah (2017)

2.2.5 Metode Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan proses pengambilan fitur atau karakteristik objek yang dapat digunakan sebagai pembeda dari objek-objek lainnya yang sebelumnya telah mengalami tahapan *pre-processing*. Karakteristik inilah yang dipakai sebagai parameter untuk menggambarkan sebuah objek yang kemudian dijadikan sebagai data masukan dalam proses klasifikasi (Sutojo, 2017).

2.2.5.1 Local Binary Pattern (LBP)

LBP pertama kali diperkenalkan oleh Ojala, *et al.*, didefinisikan sebagai ukuran tekstur *grayscale* yang invarian, disebut invarian karena hampir tidak dipengaruhi oleh pencahayaan yang berbeda. LBP ampuh untuk mendeskripsikan suatu tekstur, mempunyai daya pembeda yang akurat, dan juga memiliki toleransi terhadap perubahan *grayscale* yang *monotonic* (Turiyanto, Purwanto, dan Dikairono, 2014). Citra wajah yang didapat akan diekstrak fiturnya menggunakan LBP. Fitur yang didapatkan berupa tekstur wajah, yang kemudian setiap nilai-nilai pikselnya dimasukkan ke dalam histogram sehingga dihasilkan histogram yang berisikan frekuensi nilai 1 sampai dengan 255. Contoh penggunaan LBP dapat dilihat pada gambar 2.12.



Gambar 2.12 Jarak dan banyak piksel tetangga

Sumber :

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1568494615003580>

Proses kalkulasi piksel LBP seperti ditunjukkan pada gambar 2.13. Berikut logika untuk LBP, untuk setiap piksel p , buat *windowing* 8-bit $P_1 P_2 P_3 P_4 P_5 P_6 P_7 P_8$, dimana $p_i = 0$ jika nilai i lebih kecil dari titik pusat (piksel yang sedang diolah) dan bernilai 1 sebaliknya.

Fungsi LBP didefinisikan pada persamaan 2.3 (Hidayatullah, 2017):

$$LBP_{P,R}(X_c, Y_c) = \sum_{p=0}^{p-1} s(gp - gc)2^p \quad (2.3)$$

Fungsi $s(x)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

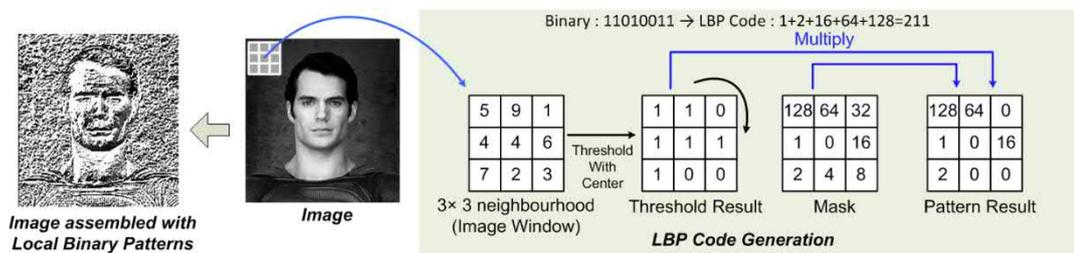
Keterangan:

P = jumlah piksel tetangga

R = nilai radius

gc = nilai piksel x,y

gp = nilai piksel tetangga



Gambar 2.13 Kalkulasi piksel LBP

Sumber : Hidayatullah (2017)

2.2.5.2 Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) merupakan metode yang mengubah sutau variabel berjumlah besar yang berkaitan atau berkorelasi menjadi variabel berjumlah kecil baru yang tidak berkorelasi, PCA mengurangi dimensi dari data menjadi lebih kecil tanpa menghilangkan informasi penting (Dewi, 2018).

Berikut adalah langkah-langkah untuk melakukan pengenalan wajah menggunakan metode PCA (Sutojo, 2010):

1. Secara sistematis langkah pertama dalam metode PCA adalah buat citra berukuran sama $N \times N$ pada gambar wajah I .
2. Baca setiap citra wajah pelatihan, $I = (I_1, I_2, I_3, \dots, I_i)$.
3. Ubah ukuran dimensi citra wajah menjadi vektor berukuran: $1 \times N^2$ dan lambangkan setiap gambar I_i sebagai vektor Γ_i .
4. Hitung rata-rata matriks.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (2.5)$$

Keterangan:

$\Psi = Mean$ (rata-rata matriks)

$M =$ Jumlah citra wajah untuk pelatihan

$\Gamma_i =$ Matriks yang merepresentasikan citra wajah

5. Kurangkan setiap matriks citra wajah dengan rata-ratanya.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2.6)$$

Keterangan:

$\Phi_i =$ Selisih dari Γ_i dan Ψ

$\Gamma_i =$ Matriks yang merepresentasikan citra wajah

$\Psi = Mean$ (rata-rata matriks)

6. Menghitung matriks kovarians.

$$C = \Phi \Phi^T \quad (2.7)$$

Keterangan:

$C =$ matriks kovarians

$\Phi^T = \Phi$ transpose

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \\ \dots \\ \Phi_M \end{bmatrix}$$

7. Menghitung nilai *eigen* dan vektor *eigen*.

$$CV = \lambda V$$

$$(C - \lambda I)V = 0$$

$$(\Phi\Phi^T - \lambda I)V = 0 \quad (2.8)$$

Keterangan:

C = matriks kovarians

λ = Nilai *eigen*

V = *Vector eigen*

I = matriks identitas

8. Mencari nilai *eigenfaces* (μ).

$$\mu = \sum_{i=1}^M v \Phi_i \quad (2.9)$$

Keterangan:

μ = nilai *eigenfaces*

M = Jumlah citra wajah untuk pelatihan

V = *eigen vector*

Φ_i = Selisih dari Γ_i dan Ψ

I = 1, 2, ..., M

Setelah *eigenfaces* wajah pelatihan dihasilkan, selanjutnya dilakukan tahap pengenalan berikut adalah tahap-tahapnya:

1. Misalkan ada citra wajah yang akan dikenali Γ_{new} .

2. Cari selisih Φ antara citra wajah uji Γ_{new} dengan nilai tengah Ψ .

$$\Phi_{\text{new}} = \Gamma_{\text{new}} - \Psi \quad (2.10)$$

Keterangan:

Φ_{new} = selisih antara Γ_{new} dan Ψ

Γ_{new} = matriks citra wajah yang akan diuji

Ψ = *Mean* (rata-rata matriks)

3. Cari nilai *eigenfaces* dari citra wajah uji Γ_{new} .

$$\mu_{\text{new}} = v\Phi_{\text{new}} \quad (2.11)$$

Keterangan:

μ_{new} = nilai *eigenfaces* dari matriks yang akan diuji

Φ_{new} = selisih antara Γ_{new} dan Ψ

V = *eigen vector*

4. Gunakan *euclidean distance* untuk mencari selisih terkecil antara *eigenfaces* latih *image* dalam *database* dengan *eigen test image*.

$$\varepsilon_i = \min \|\Omega - \Omega_{\text{new}}\| \quad (2.12)$$

$$\Omega = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_M)$$

Keterangan:

ε_i = jarak *euclidean distance*

Ω = representasi matrik dengan nilai *eigenfaces*

Ω_{new} = representasi matrik citra uji dengan nilai *eigenfaces*

$\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_M$ = nilai *eigenfaces* matrik 1, 2, ... M

2.2.5.3 Local Binary Pattern (LBP) dengan Seleksi Fitur *Principal Component Analysis* (PCA)

LBP digunakan sebagai metode ekstraksi fitur dengan langkah-langkah yang sama seperti dijelaskan pada sub-bab 2.2.5.1. Kemudian histogram yang dihasilkan dari ekstraksi fitur sebelumnya akan diproyeksikan dalam ruang vektor yang baru dan dilakukan pengurangan dimensi menggunakan metode PCA. Fitur dari proses ini kemudian disimpan dan dijadikan sebagai karakteristik akhir dari citra wajah untuk pengujian. Berikut tahap-tahap untuk seleksi fitur PCA:

1. Standarisasi d-dimensi *dataset*.
2. Membuat matrik kovarian.
3. Dekomposisi matrik kovarian ke dalam nilai eigen dan vektor eigen.
4. Urutkan nilai eigen untuk mendapatkan vektor eigen yang sesuai.
5. Pilih vektor k-eigen yang sesuai dengan nilai eigen k terbesar, di mana k adalah dimensi dari subruang fitur baru ($k \leq d$).
6. Bangun matrik proyeksi W dari vektor eigen k.
7. Ubah *dataset input* d-dimensi X menggunakan matriks proyeksi W untuk mendapatkan subruang fitur k-dimensi baru.

2.2.6 Metode Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk mengelompokkan suatu vektor fitur ke dalam kelompok kelas yang menfiturkan konsep atau kelas data untuk dilakukan pengenalan (Sutojo, 2017). Setelah melalui proses ekstraksi fitur dan dihasilkan suatu nilai-nilai parameter tertentu, maka dilanjutkan dengan proses pengenalan. Dalam penelitian ini digunakan *euclidean distance* (jarak *euclidean*). Jarak

euclidean menghitung akar dari kuadrat perbedaan dua vektor (*root of square differences between 2 vectors*). Rumus dari jarak *euclidean* ditunjukkan pada persamaan 2.13.

$$D(A, B) = \sqrt{\sum_{i=0}^n \frac{(|A_i - B_i|)^2}{A_i}} \quad (2.13)$$

Keterangan:

$D(A, B)$ = jarak *euclidean* antara gambar A dan B

A = vektor fitur citra masukan

B = vektor fitur citra basis data

n = panjang vektor A dan vektor B

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Pengenalan wajah menggunakan gabungan metode ekstraksi fitur LBP dengan seleksi fitur PCA tidak meningkatkan akurasi pada citra wajah berkualitas buruk.

5.2 Saran

Beberapa saran dapat dipertimbangkan dalam mengembangkan penelitian lebih lanjut adalah sebagai berikut:

1. Penambahan proses eliminasi *background* citra dan deteksi wajah untuk meningkatkan hasil akurasi.
2. Penambahan proses *pre-processing* untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih optimal.
3. Penggabungan metode LBP dengan metode lainnya yang mungkin lebih cocok untuk pengenalan wajah pada citra berkualitas buruk.

DAFTAR PUSTAKA

- Agung, T., Wirayuda, B., dan Supriana, I. (2017). Opportunity and Challenge on Face Recognition Generic-To-Specific Feature Representation and Recognition Strategy. *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology* 9(1), 6-13.
- Alexander, L. W., Sentinuwo, S. R., Sambul, A. M., Informatika, T., Sam, U., dan Manado, R. (2017). Implementasi Algoritma Pengenalan Wajah untuk Mendeteksi Visual Hacking. *E-Journal Teknik Informatika* 11(1).
- Anam, K., dan Widodo, A. A. (2016). Perbandingan Kinerja Metode Principal Component Analysis (PCA) dan Neural Network (NN) Pada Pengenalan Wajah, *Jurnal informatika merdeka pasuruan* 1(3), 53–67.
- Chihaoui, M., Bellil, W., Elke, A., dan Amar, C. Ben. (N.D.). Face Recognition Using HMM-LBP. *Springer International Publishing Switzerland*. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-27221-4>
- Dewi, R. (2018). Studi Komparasi Ekstraksi Fitur pada Pengenalan Wajah Menggunakan Principal Component Analysis (PCA) dan Wavelet Daubechies. *Jurnal Masyarakat Indonesia*, (September). <https://doi.org/10.14710/jmasif.v6i12.9281>
- Dharavath, K., Talukdar, F. A., dan Laskar, R. H. (2014). Improving Face Recognition Rate With Image Preprocessing, *Indian Journal of Science and Technology*, 7(8), 1170–1175.
- Fandiansyah. (2017). Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Linier Discriminant Analysis dan K Nearest Neighbour. *Jurnal Teknik Informatika*, 5(2).
- Ismawan, F. (2015). Hasil Ekstraksi Algoritma Principal Component Analysis (PCA) untuk Pengenalan Wajah dengan Bahasa Pemrograman Java Eclipse IDE. *Jurnal Sisfotek Global*, 5(1), 26–30
- Jiang, Y., Ruan, L., Xiao, L., Liu, X., Yuan, F., dan Wang, H. (2018). THTM: A Template Matching Algorithm Based on HOG Descriptor and Two-Stage Matching. *AIP Conference Proceedings*, 1955(April). <https://doi.org/10.1063/1.5033795>

- Jiao, J., Wang, X., Deng, Z., Cao, J., dan Tang, W. (2018). A Fast Template Matching Algorithm Based on Principal Orientation Difference. *International Journal Of Advanced Robotic Systems*, 15(3), 1–9. <https://doi.org/10.1177/1729881418778223>
- Khairina, D. M. (2011). Analisis Keamanan Sistem Login. *Jurnal Informatika Mulawarman*, 6(2), 64–67.
- Kementrian Komunikasi dan Informatika. 2017. *Data Statistik Insiden domain .go.id*. Februari 2018. Jakarta Pusat:GovCSIRT.
- Kour, A. (2015). Face Recognition Using Template Matching. *International Journal of Computer Applications*, 115(8), 10–13.
- Marti, N. W., Yota, K., dan Aryanto, E. (2016). Prototipe Sistem Absensi Berbasis Face Recognition. *Makalah disajikan pada Seminar Nasional Vokasi dan Teknologi*. Denpasar. 22 Oktober. 451–456.
- Mulyawan, R. D., dan Supriyanto, C. (2015). Teknik Pengenalan Wajah Pada Database Citra. *Journal JCONES*, (5), 1–7.
- Norhikmah. (2018). Metode Algoritma Eigenface dan Euclidean Distance dalam Sistem Pengenalan Wajah. *Ojs.Amikom.Ac.Id*, 73–78. Retrieved from [Http://Ojs.Amikom.Ac.Id/Index.Php/Semnasteknomedia/Article/Download/2121/1926](http://Ojs.Amikom.Ac.Id/Index.Php/Semnasteknomedia/Article/Download/2121/1926)
- Pratama, Y. (2017). Absensi Kehadiran Mahasiswa di Kelas secara Real Time Berbasis Multi Wajah Menggunakan Metode Eigenface . *Journal Of Control And Network Systems*, 6(2), 89–98.
- Reddy, K. S. M. (2017). Comparison Of Various Face Recognition Algorithms. *International Journal of Advanced Research in Science, Engineering and Technology*, 4(2), 3357–3361.
- Rekianto. (2018). Implementasi Face Recognition Untuk Presensi Kelas Menggunakan Metode Local Binary Patterns Histogram (LBPH). *Skripsi*. Pogram Sarjana Universitas Sumatra Utara. Sumatra Utara
- Rian, R., Putra, C., Juniawan, F. P., Studi, P., Informatika, T., dan Analysis, L. D. (2017). Penerapan Algoritma Fisherfaces untuk Pengenalan Wajah pada Sistem Kehadiran Mahasiswa Berbasis Android. *Jurnal Telematika*, 10(1), 132–146.

- Sufyanu, Z., Sultan, U., Abidin, Z., Mohamad, F. S., Yusuf, A. A., dan Nuhu, A. (2016). Feature Extraction Methods For Face Recognition. *International Review of Applied Engineering Research* 5(3), 5658-5668.
- Sunarko, B., Williams, S., Prescott, W. R., Byker, S. M., Bottema, M. J. (2017). Correlation between Automatic Detection of Malaria on Thin Film and Experts ' Parasitaemia Scores. *AIP Conference Proceedings*, 020054. <https://doi.org/10.1063/1.4976918>
- Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 8 Tahun 2008. *Informasi dan Transaksi Elektronik*. 21 April 2008. Lembar Negara Republik Indonesia Tahun 2008 Nomor 58. Jakarta
- Zein, A. (2018). Pendeteksian Multi Wajah dan Recognition Secara Real Time Menggunakan Metoda Principal Component Analysis (PCA), *Jurnal Teknologi Informasi XII*(01), 1–7.