

Buku Saku Pengolahan Citra



FACE & FACIAL EXPRESSIONS RECOGNITION

Bambang Yuwono
Yusri Ilza Sania
Mangaras Yanu F.
Panji Dwi Ashrianto

UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL "VETERAN"
YOGYAKARTA
2019

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga Buku Saku Pengolahan Citra **FACE & FACIAL EXPRESSIONS RECOGNITION** ini telah dapat diselesaikan. Buku saku ini merupakan dokumentasi hasil penelitian yang telah dilakukan oleh penulis, sebagai pedoman praktis bagi peneliti yang mempunyai minat penelitian dalam bidang Face & Facial Expressions Recognition.

Terimakasih kami sampaikan kepada Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta khususnya pada Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat atas dukungan pendanaan sehingga kami dapat menyelesaikan penelitian yang kami jadikan sebagai dasar dalam penulisan buku ini. Terimakasih juga kami sampaikan kepada semua pihak yang tidak bisa kami sebutkan satu-persatu yang telah berkontribusi baik dalam penelitian yang telah kami lakukan maupun dalam penyelesaian buku ini.

Kami menyadari masih terdapat kekurangan dalam buku ini, untuk itu kritik dan saran terhadap penyempurnaan buku ini sangat diharapkan. Semoga buku ini dapat memberi manfaat bagi Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta khususnya dan bagi semua pihak yang membutuhkan.

Yogyakarta, September 2019

Penulis

ISI BUKU

KATA PENGANTAR	1
ISI BUKU	2
PENDAHULUAN.....	3
JENIS CITRA DIGITAL	4
ELEMEN DASAR PENGOLAHAN CITRA	7
TAHAPAN PENGOLAHAN CITRA.....	9
FACE RECOGNITION.....	11
METODE APPEARANCE BASED	13
METODE MODEL BASED	23
PENGENALAN EMOSI.....	31
EMOSI AKADEMIS.....	33
METODE FACIAL LANDMARK.....	38
DAFTAR PUSTAKA	53

PENDAHULUAN

Citra digital merupakan gambar dua dimensi yang bisa ditampilkan pada layar komputer sebagai pixel atau *picture elements*. Citra digital adalah citra pada $f(x,y)$ dimana dilakukan diskritisasi koordinat *sampling* atau spasial dan diskritisasi tingkat kwantisasi (keabuan/ kecermerlangannya). Citra digital merupakan suatu matriks dimana indeks baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut.

Matrik yang dinyatakan citra digital yaitu dengan matriks berukuran $N \times M$ diaman N merupakan jumlah baris matriks dan M merupakan jumlah kolom matriks.

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

JENIS CITRA DIGITAL

Beberapa jenis citra digital yang sering digunakan adalah citra biner, citra grayscale dan citra warna (Sutoyo, 2009:21).

1. Citra Biner (Monokrom).

Pada citra biner terdapat dua warna, yaitu hitam dan putih. Citra biner membutuhkan 1 bit dalam memori untuk menyimpan kedua warna ini.

2. Citra Grayscale (Skala Keabuan).

Pada citra *greyscale*, banyaknya warna tergantung pada jumlah bit yang disediakan pada memori untuk menampung kebutuhan citra. Pada citra dengan ukuran 2 bit akan mewakili 4 warna, citra dengan ukuran 3 bit akan mewakili 8 warna, dan seterusnya. Semakin besar jumlah bit warna yang disediakan di memori, semakin halus gradasi warna yang terbentuk.

3. Citra Warna (*True Color*).

Pada citra warna, setiap piksel akan mewakili warna yang merupakan kombinasi dari tiga warna dasar RGB (*Red*, *Green*, dan *Blue*). Setiap warna dasar menggunakan penyimpanan 8 bit = 1 byte, yang berarti setiap warna mempunyai gradasi sebanyak 255 warna. Berarti setiap piksel mempunyai kombinasi warna sebanyak $28 \times 28 \times 28 = 224 = 16$ juta warna lebih. Itulah sebabnya format ini dinamakan true color karena mempunyai jumlah warna yang cukup besar sehingga bisa dikatakan hampir mencakup semua warna di alam.

Pengolahan citra merupakan proses memanipulasi dan menganalisis citra input yang bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra dan agar mudah diinterpretasi oleh manusia atau computer. Selain itu pengolahan citra bertujuan untuk mengolah informasi yang terdapat pada citra sehingga dihasilkan sebuah citra yang

diinginkan. Pengolahan citra dapat dibagi kedalam tiga kategori yaitu:

1. Kategori rendah melibatkan operasi-operasi sederhana seperti pra-pengolahan citra (*preprocessing*) untuk mengurangi derau (*noise*), pengaturan kontras, dan pengaturan ketajaman citra. Pengolahan kategori rendah ini memiliki input dan output berupa citra.

2. Pengolahan kategori menengah melibatkan operasi-operasi seperti segmentasi dan klasifikasi citra. Proses pengolahan citra menengah ini melibatkan input berupa citra dan output berupa atribut (fitur) citra yang dipisahkan dari citra input. Pengolahan citra kategori melibatkan proses pengenalan dan deskripsi citra.

3. Pengolahan kategori tinggi ini termasuk menjadikan objek-objek yang sudah dikenali menjadi lebih berguna, berkaitan dengan aplikasi, serta melakukan fungsi-fungsi kognitif yang diasosiasikan dengan vision.

ELEMEN DASAR PENGOLAHAN CITRA

Pada pengolahan citra terdapat elemen-elemen yang harus diperhatikan. Elemen-elemen dasar yang penting diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Kecerahan (*brightness*)

Kecerahan disebut juga sebagai intensitas cahaya. Kecerahan pada suatu titik (*pixel*) di dalam suatu citra sebenarnya adalah intensitas rata-rata dari suatu area yang melingkupinya.

2. Kontras (*contrast*)

Kontras menyatakan sebaran terang (*lightness*) dan gelap (*darkness*) dalam suatu citra. Citra dengan kontras rendah dicirikan oleh sebagian besar komposisi citranya adalah terang atau sebagian besar gelap. Citra dengan kontras yang baik, komposisi gelap dan terangnya tersebar secara merata.

3. Kontur (*contour*)

Kontur adalah keadaan yang ditimbulkan oleh perubahan intensitas pada pixel-pixel yang bertetangga. Karena adanya perubahan intensitas inilah, maka tepi-tepi (*edge*) objek pada citra dapat dideteksi.

4. Warna (*color*)

Warna adalah persepsi yang dirasakan oleh sistem visual manusia terhadap panjang gelombang cahaya yang dipantulkan oleh objek. Setiap warna mempunyai panjang gelombang yang berbeda-beda. Warna yang diterima oleh sistem visual manusia (mata) merupakan hasil kombinasi cahaya dengan panjang gelombang yang berbeda-beda. Kombinasi warna yang memberikan rentang warna yang paling lebar adalah *red* (R), *green*(G), dan *blue*(B).

5. Bentuk (*shape*)

Bentuk adalah properti intrinsik dari objek tiga dimensi. Bentuk merupakan properti intrinsik utama untuk sistem visual manusia karena manusia lebih sering

menginterpretasikan suatu objek berdasarkan bentuknya daripada elemen lainnya.

6. Tekstur (*texture*)

Tekstur dicirikan sebagai distribusi spasial dari derajat keabuan di dalam sekumpulan pixelpixel yang bertetangga. Sehingga, tekstur tidak dapat didefinisikan untuk sebuah pixel. Tekstur merupakan karakteristik untuk menganalisa permukaan berbagai jenis citra objek.

TAHAPAN PENGOLAHAN CITRA

Teknik-teknik pengolahan citra digunakan untuk mentransformasikan citra menjadi citra lain untuk mendapatkan citra yang diinginkan. Secara umum terdapat lima tahapan dalam pengolahan citra:

1. Akuisisi citra

Akuisisi citra merupakan tahapan awal untuk mendapatkan citra dengan tujuan menentukan data yang diperlukan. Citra inputan

pada proses akuisis didapatkan baik dari video, *webcam*, *scanner*, maupun *hardware* lainnya yang menunjang pengambilan citra. Pada proses akuisis terkadang dibutuhkan proses digitalisasi karena belum tentu data yang didapat merupakan data digital.

2. *Pre-processing* citra

Pada tahap ini citra akan diolah dengan beberapa cara untuk mendapatkan kualitas yang sesuai. Pengolahan citra tersebut dapat berupa pengaturan kontras, *brightness*, menghilangkan noise, transformasi dan menentukan bagian pada citra yang akan digunakan.

3. Segmentasi Citra

Tahapan segmentasi merupakan pengambilan partisi citra yang mengandung informasi-informasi penting. Pada tahapan ini dikenal istilah *downsampling* yakni proses mengurangi jumlah piksel dan mengurang beberapa informasi dalam citra.

4. Representasi Citra

Pada tahap representasi citra dilakukan representasi citra hasil ke daftar koordinat-koordinat tertentu kemudian dilakukan deskripsi citra dengan cara *feature extraction and selection*. Pada proses tersebut akan dipilih informasi pada citra yang dapat digunakan untuk membedakan kelas-kelas objek.

5. Pengenalan Citra

Pada tahap terakhir tersebut citra dapat diklasifikasikan berdasarkan kriteria tertentu. Pengklasifikasian tersebut dapat dilakukan dengan berbagai metode.

FACE RECOGNITION

Pengenalan wajah merupakan suatu pengenalan pola (*pattern recognition*) yang khusus untuk kasus wajah dengan membandingkan citra wajah masukan dengan *database* wajah untuk menemukan wajah yang paling sesuai dengan citra masukan (Murinto, 2007).

Pengenalan wajah adalah sistem identifikasi yang dikembangkan berdasarkan perbedaan ciri wajah seseorang berbasis biometrik yang memiliki keakuratan tinggi (Harjoko & Pratiwi, 2013). Identifikasi tersebut dapat digunakan pada sistem untuk mencari wajah seseorang dalam sebuah citra.

Pada pengenalan wajah terdapat dua macam *image based* yaitu *appearance based* dan *model based* (Rini et al, 2012). Pada pengenalan wajah *appearance based* dilakukan dengan memetakan informasi berdimensi tinggi dari citra wajah ke ruang vektor yang berdimensi lebih rendah, sehingga mudah dilakukan analisis lebih lanjut. Sedangkan pada pengenalan wajah *model based* dilakukan dengan memodelkan wajah secara matematis ke dua atau tiga dimensi, dengan tujuan agar identifikasi dapat dilakukan walaupun dengan pose wajah yang bervariasi. Selain kedua pendekatan tersebut, terdapat satu lagi pendekatan yaitu *texture based* yaitu dengan melakukan ekstraksi fitur lokal yang *invariant* terhadap pose wajah maupun pencahayaan.

METODE APPEARANCE BASED

Pada *appearance based* terdapat beberapa metode yang biasanya digunakan yaitu *Principian Component Analysis* (PCA), *Linear Discriminant Analysis* (LDA), dan *Independent Component Analysis* (ICA).

1. *Principal Component Analysis* (PCA)

Principal Componen Analysis (PCA) adalah sebuah cara untuk mengidentifikasi pola pada data dan kemudian mengekspresikan data tersebut ke bentuk yang lain untuk menunjukkan perbedaan dan persamaan antar pola. PCA digunakan untuk mereduksi dimensi citra dari ruang data ke dimensi yang ukurannya lebih kecil untuk mendeskripsikan data dengan lebih sederhana. Dimensi hasil reduksi dari PCA biasanya lebih kecil dibandingkan ruang fitur yakni ciri yang digunakan dalam pengklasifikasian wajah. Algoritma PCA adalah sebagai berikut (Rufendhi, 2014):

1. Pertama-tama ubah matriks gambar ke vektor kolom dimana tiap kolom berisi nilai dari satu gambar wajah. Vektor-vektor wajah tersebut disusun sehingga membentuk matriks X dengan ukuran $n \times m$, dimana n adalah banyaknya jumlah piksel ($w * h$) dan m adalah banyaknya gambar wajah. Matriks inilah yang akan digunakan sebagai masukan bagi PCA.
2. Hitung rata-rata (mean) setiap baris dari matriks besar tersebut. Nilai matriks citra dijumlahkan kemudian dibagi dengan jumlah citra.

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \dots\dots\dots (1)$$

Dimana N merupakan banyak citra dan x_n merupakan nilai citra ke- n .

3. Nilai rata-rata digunakan untuk mendapatkan selisih pada masing-masing data training. Jadi setiap citra yang masuk dikurangi dengan nilai rata-rata keseluruhan citra.

$$\phi_i = \Gamma_i - \psi \dots\dots\dots(2)$$

4. Menghitung matriks kovarian, matriks ini dihitung dengan menggunakan nilai selisih pada masing-masing data training tadi.

$$[C]_x = E[(X - \bar{X})(X - \bar{X})^T] \dots\dots\dots(3)$$

E merupakan nilai *eigen* yang dicari dan X merupakan citra dalam bentuk matriks vector dan \bar{X} merupakan rata-rata citra. T merupakan simbol untuk *transpose*. Jadi untuk menghitung nilai matriks kovarian merupakan jumlah nilai matriks selisih dengan transposenya.

5. Karena dimensi $E[(X - \bar{X})(X - \bar{X})^T]$ lebih kecil daripada $E[(X - \bar{X})^T(X - \bar{X})]$ dan $A=(X - \bar{X})$. Dengan menganggap eigenvector dari $E[(X - \bar{X})^T(X - \bar{X})]$ adalah v_i sehingga,

$$A^T A v_i = \lambda_i v_i \dots\dots\dots(4)$$

v_i adalah nilai *eigenvector* dan A adalah nilai selisih antara matriks citra dengan rata-rata citra. Dengan mengalikan A pada persamaan tersebut menjadi,

$$AA^T Av_i = \lambda_i v_i$$

$$[C]_x Av_i = \lambda_i v_i \dots\dots\dots(5)$$

Dimana C merupakan simbol pengganti untuk kovarian matriks hasil perkalian A dan A *transpose* yang telah dijelaskan pada Persamaan 5.

2. *Linear Discriminant Analysis* (LDA)

LDA adalah metode ekstraksi fitur dengan perpaduan dari perhitungan operasi matematika dan statistika yang memberlakukan properti statistik terpisah untuk tiap obyek. Tujuan dari metode tersebut adalah mencari proyeksi linier atau *fisher image* untuk memaksimalkan matriks kovarian antar kelas (*between-class covariance matrix*) sekaligus meminimalkan matriks kovarian dalam kelas (*within-class*

covariance matrix) untuk memperlebar jarak antar *class* (Sholahuddin et al, 2013). Algoritma dari proses LDA sebagai berikut:

1. Mentransformasikan training set ke dalam vektor kolom (face space, Γ). Ubah matriks gambar ke vektor kolom dimana tiap kolom berisi nilai dari satu gambar wajah seperti pada proses awal PCA.
2. Membentuk average face (Ψ) dari face space, dan nilai wajah rata-rata masing-masing kelas (*class average face*, Ψ_i).
3. Melakukan perhitungan matriks sebaran dalam kelas (*within-class scatter-matrix*, S_W) dan matriks sebaran antar kelas (*between-class scattermatrix*, S_B).
4. Memproyeksikan matriks sebaran (S_W dan S_B) ke dalam matriks proyeksi PCA (W_{pca}).

$$S_{WW} = W_{pca}^T S_W W_{pca} \dots\dots\dots (6)$$

Dimana W_{pca}^T merupakan nilai proyeksi PCA pada Persamaan 5 yang di *transpose* dan S_W merupakan nilai *scatter within* pada matriks.

$$S_{BB} = W_{pca}^T S_B W_{pca} \dots\dots\dots(7)$$

Dimana S_B merupakan nilai *scatter between* pada matriks.

5. Menghitung nilai eigen dan vektor eigen dari matriks sebaran.
6. Menghitung matriks proyeksi fisher dengan mengurutkan vektor eigen berdasarkan besarnya nilai eigen masing-masing vektor eigen dan mengambil komponen vektor eigen yang memiliki nilai eigen tidak nol. Untuk C kelas, akan selalu didapat C-1 vektor eigen yang memiliki nilai eigen tidak nol.
7. Menghitung matriks proyeksi optimal (W_{OPT}).
8. Melakukan normalisasi pada matriks proyeksi optimal

$$W_{OPT} = \frac{W_{OPT}}{\|W_{OPT}\|} \dots\dots\dots(8)$$

9. Menghitung bobot tiap fisherface terhadap masing-masing gambar wajah pada training set (face key, $U_{database}$) dengan memproyeksikan nilai deviasi *face space* terhadap average face ke dalam matriks proyeksi optimal.

3. *Independent Component Analysis* (ICA)

Independent Component Analysis (ICA) merupakan metode untuk mencari factor atau komponen yang tersembunyi dari data statistik yang multi-dimensional. Hal yang membuat ICA berbeda dari metode statistik lain adalah ICA mencari komponen-komponen yang independen secara statistik dan *non gaussian* (A. Hyvarinen et al, 2000). ICA bekerja dengan meminimalkan dependensi orde kedua dan orde tinggi pada input. Tujuannya adalah untuk menguraikan sinyal yang diamati menjadi kombinasi linear dari sinyal independen

yang tidak diketahui. Algoritma dari ICA dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Ubah dimensi citra dari dua dimensi (h x w) kebentuk satu dimensi 1 x M dengan $M = h \times w$.
2. Langkah selanjutnya adalah menaruh matriks kedalam matriks utama C sehingga setiap baris C mewakili tiap citra.
3. Cari rata-rata keseluruhan dari matriks C yang telah diubah ($\text{mean}(C)$).
4. Selanjutnya cari nilai B dengan cara mengurangi matriks C dengan nilai *mean*-nya.

$$B = C - \text{mean}(C) \dots \dots \dots (9)$$

5. Selanjutnya cari nilai matriks kovarians dari matriks B dengan persamaan berikut

$$\text{cov} = \frac{1}{N-1}(B \cdot B^T) \dots \dots \dots (10)$$

Dimana N merupakan banyak *class* citra yang digunakan.

6. Selanjutnya mencari eigenvalue dan eigenvector dengan persamaan berikut.

$$\det (cov - \lambda I_n) = 0 \dots\dots\dots(11)$$

7. Urutkan eigenvector sesuai dengan nilai eigenvalue dari yang terbesar. Eigenvector yang telah diurutkan akan digunakan untuk merekonstruksi dengan persamaan berikut.

$$P = B^T.EV \dots\dots\dots(12)$$

8. Tingkatkan derajat klasifikasi dengan membagi nilai P secara konvolusi terhadap nilai *length*-nya ($\sqrt{\sum(P^2)}$) dengan persamaan berikut.

$$P = \frac{P}{\sqrt{\sum(P^2)}} \dots\dots\dots(13)$$

9. Selanjutnya cari representasi dengan persamaan sebagai berikut.

$$R = B.P \dots\dots\dots(14)$$

10. Selanjutnya pilihlah sebagian dari representasi R yang mewakili masing-masing individu (S). Kemudian lakukan *sphering* dan hitung *whitening filter* Wz.

$$S = S - \text{mean}(S) \dots\dots\dots(15)$$

$$Wz = 2 \times \text{inv}(\sqrt{\text{cov}(S)}) \dots\dots\dots(16)$$

Kemudian kalikan invers matriks Wz dengan S sehingga dihasilkan matriks yang telah di-*whitening*.

$$X = \text{inv}(Wz).S \dots\dots\dots(17)$$

11. Pada tahap pengujian, dilakukan representasi ICA dengan mengambil sebagian dari jumlah representasi yaitu Stest dan mengurangi dengan mean. Selanjutnya hasil tersebut dikalikan dengan hasil *learning* (W) dan *whitening filter* (Wz) yang didapat pada tahap pelatihan.

$$U_{\text{test}} = W.Wz \times Stest \dots\dots\dots(18)$$

METODE MODEL BASED

Pada *model based* terdapat beberapa metode yang biasanya digunakan yaitu *Histogram of Orientation Gradient* dan *Local Binary Pattern* (LBP), Elastic Bunch Graph, Active Appearance Model, dan Gabor.

1. *Histogram of Orientation Gradient* (HOG)

Histogram of Oriented Gradient digunakan untuk *image processing* maupun komputer visio dalam ekspresi fitur bentuk sebuah objek yang bertujuan deteksi objek (Berty, 2015). Teknik yang digunakan pada HOG adalah menghitung kemunculan orientasi gradient dalam porsi lokal dari suatu citra. Berikut diagram alir ekstrasi yang menggunakan algoritma HOG (Munawarah et al, 2018).

Langkah-langkah HOG menurut (Hahnle et al., 2013):

1. Untuk setiap pixel (x,y) pada gambar I tentukan gradien dua dimensi dari

$$G(x,y) = (G_x(x,y), G_y(x,y)) \dots\dots\dots (19)$$

Dimana G_x merupakan gradien magnitudo pada koordinat x.

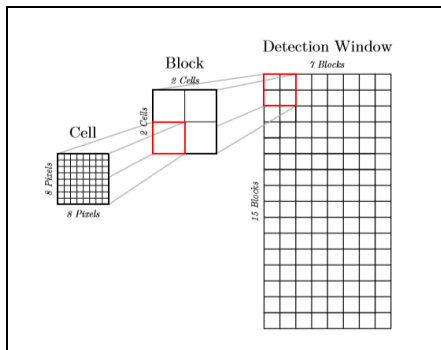
2. Gradien magnitudo $|G(x,y)|$ dan gradien sudut $\emptyset(x,y)$ pada posisi (x,y) didapatkan dari

$$|G(x,y)| = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2}$$
$$\tan(\emptyset(x,y)) = \frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)} \dots\dots\dots (20)$$

Dimana G_x merupakan nilai pada koordinat (x, y) dan G_y merupakan nilai y pada koordinat (x, y) .

3. Jendela deteksi dibagi menjadi sel *non overlapping* dengan ukuran pixel 8×8 . Empat sel tetangga membentuk blok dimana terdapat blok yang tumpang tindih secara horizontal dan vertikal dari satu sel sehingga pada Gambar 1. terdapat $7 \times 15 = 105$ blok. Untuk setiap sel, histogram dihasilkan dengan menentukan 9 nampan (*bin*) untuk sudut gradien dan mengakumulasikan besaran

gradien tertimbang di masing-masing *bin*. Dengan menggabungkan histogram sel yang terkandung dalam blok seperti pada Gambar 1 akan menghasilkan histogram blok dengan $4 \times 9 = 36$ elemen.



Gambar 1. Pembagian jendela deteksi menjadi blok dan sel

4. Untuk meningkatkan kualitas, deteksi besaran gradien pada area batas balok lebih kecil dari yang dipusatkan.

Oleh karna itu, gradien magnitude dalam blok $|G|_{blok}$ dikalikan dengan matriks gaussian berukuran 16×16 pixel (F_g).

$$|G|_{Gaussian} = F_g \circ |G|_{blok} \dots \dots \dots (21)$$

dimana \circ menunjukkan elemen perkalian dengan elemen dan $\sigma = 8$. Magnitudo tertimbang ditambahkan per-bin untk mendapatkan elemen histogram.

5. Untuk variasi pencahayaan yang lebih baik dan perubahan kontras, histogram blok \underline{v} dinormalisasi. Digunakan L1-Sqrt-norm

$$\underline{v} \rightarrow \sqrt{\frac{\underline{v}}{\|\underline{v}\|_1 + \epsilon}} \dots\dots\dots (22)$$

Dimana v merupakan blok pada matriks citra.

2. *Elastic Bunch Graph Matching* (EBGM)

Elastic Bunch Graph Matching merupakan salah satu algoritma berbasis graph yang berhasil diimplementasikan ke kasus pengenalan wajah (Lahasan, 2014). Pada metode ini dilakukan pemasangan titik titik di mata, hidung, dan mulut secara manual kemudian akan dideskripsikan dengan perhitungan Gabor Wavelet lalu menghasilkan nilai yang

bernama Jet (Putri, 2018). Gabor Wavelet memiliki kemampuan untuk mempermudah dalam penyesuaian lokasi detail pada domain spasial dan frekuensi serta kemiripannya dengan representasi frekuensi dan orientasi sistem visual manusia. *Gabor Wavelet* merupakan bagian dari sinusoidal kompleks dengan *Gaussian Envelope* yang dimana mengalami modifikasi sehingga memiliki nilai yang dirumuskan pada persamaan 23:

$$W(x,y,\theta,\lambda,\varphi,\sigma,\gamma) = e^{-\frac{x^2 + x^2y^2}{2\sigma^2}} \cdot \cos(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \varphi) \dots\dots(23)$$

dimana θ adalah orientasi wavelet, λ adalah panjang gelombang cosine atau inverse dari frekuensi wavelet, φ adalah phase sinusoid, σ adalah radius dari Gaussian dan γ adalah aspect ratio dari Gaussian. Setelah mendapatkan graph, langkah selanjutnya yaitu percocokan graph dengan graph wajah baru atau data uji. Performansi metode ini dapat dipengaruhi dengan banyaknya titik pada graph yaitu semakin

banyak titik yang dibentuk maka semakin besar akurasi pengenalan terhadap suatu citra. Namun, apabila titik yang dibentuk terlalu banyak maka waktu perhitungan akan semakin besar sehingga memperlambat proses pengenalan. Persamaan similarity untuk proses identifikasi pada metode ini menggunakan persamaan 24.

$$S_{D(J,J',\vec{d})} = \frac{\sum_{j=0}^N a_j a'_j [1 - 0,5(\phi_j - (\phi'_j + \vec{d} \cdot \vec{k}_j))]}{\sqrt{\sum_{j=0}^N a_j^2 \sum_{j=0}^N a'^2_j}} \dots\dots\dots(24)$$

dimana a dan a' merupakan nilai jet dari setiap node pada data model dan data uji, ϕ adalah sudut fase gelombang, \vec{d} adalah nilai perpindahan antar titik, dan \vec{k} adalah nilai radian per pixel citra.

Pada *texture based* terdapat beberapa metode yang biasanya digunakan yaitu *Linier Binary Pattern* (LBP).

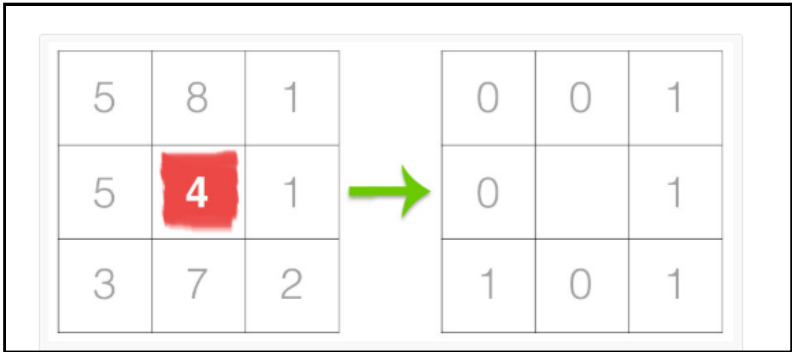
3. *Local Binary Pattern* (LBP)

Pada dasarnya algoritma ini akan mengekstraksi citra pada wajah kedalam fitur vektor dengan melakukan klasifikasi

tekstur pada citra wajah manusia sehingga pengenalan objek menjadi lebih akurat (Purwati & Ariyanto, 2018). Local Binary Pattern didefinisikan sebagai perbandingan nilai biner piksel pada pusat gambar dengan 8 nilai piksel disekelilingnya (Inen et al, 2011).

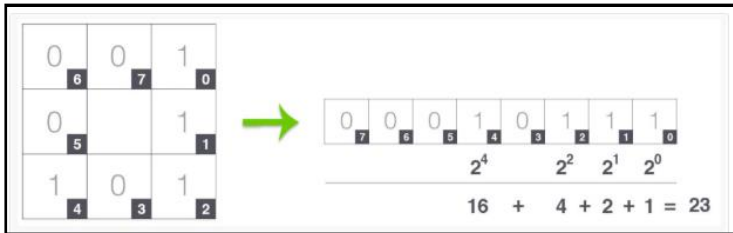
Langkah-langkah *Local Binary Pattern* yaitu:

1. Labeli piksel citra dengan melakukan proses thresholding ketetanggan 3x3 dari masing masing piksel sebagai nilai tengah dan mengubah hasilnya menjadi nilai biner. Setiap piksel dalam gambar *greyscale* pilih bagian berukuran r yang mengelilingi piksel tengah. Nilai LBP kemudian dihitung untuk piksel tengah dan disimpan dalam array dua dimensi dengan lebar dan tinggi yang sama dengan gambar input.
2. Jika intensitas piksel tengah lebih besar dari atau sama dengan tetangganya, maka tetapkan nilainya menjadi 1; jika tidak, atur ke 0 (Lihat Gambar 2).



Gambar 2. LBP dengan 8 piksel tetangga dan threshold

3. Untuk menghitung piksel tengah dapat dimulai dengan piksel tetangga manapun searah jarum jam maupun sebaliknya secara berurutan seperti pada Gambar 3 namun harus dilakukan secara konsisten untuk semua piksel.



Gambar 3. Menghitung piksel tengah

PENGENALAN EMOSI

Emosi adalah suatu perasaan yang muncul di dalam diri seseorang sebagai akibat dari adanya rangsangan, baik dari dalam diri sendiri maupun dari luar. Emosi berhubungan dengan kondisi psikologis dan suasana hati seseorang yang dinyatakan dalam bentuk perilaku tertentu. Perasaan emosi bisa berupa emosi positif (emosi yang baik), dan bisa berupa emosi negatif (emosi yang buruk).

Menurut Daniel Goleman, pengertian emosi adalah setiap kegiatan atau pergolakan perasaan, pikiran, nafsu, setiap keadaan mental yang hebat dan meluap-luap. Menurutnya, emosi merujuk kepada suatu perasaan dan pikiran-pikiran yang khas, suatu keadaan biologis dan psikologis dari serangkaian kecenderungan untuk bertindak.
















Menurut Nana Syaodih Sukmadinata, ada empat ciri-ciri emosi, yaitu:

1. Perubahan fisik manusia, emosi membuat fisik seseorang mengalami perubahan. Misalnya, ketika seseorang merasa ketakutan maka ia akan terlihat pucat.
2. Emosi diungkapkan dengan perilaku, sebagai contoh ketika seseorang sedang marah maka perilakunya cenderung meledak-ledak.
3. Emosi terjadi karena pengalaman yang sifatnya pribadi, misalnya seseorang yang merasa takut terhadap suatu benda karena pernah mengalami pengalaman buruk dengan benda tersebut.
4. Emosi sebagai motif, seseorang bisa melakukan sesuatu karena dipicu oleh emosinya. Misalnya, seseorang melakukan tindakan kekerasan karena marah atau benci.

EMOSI AKADEMIS

Emosi akademis merupakan emosi-emosi yang muncul pada saat pembelajaran dan berhubungan langsung dengan pencapaian prestasi belajar (Pekrun et al, 2011). Faktor eksternal yang mungkin berpengaruh yakni usia orang tua, Pendidikan orang tua, dan kemampuan pengajar. Sementara faktor internal dapat berupa usia dan jenis kelamin. Menurut Nyanyu (2006), emosi berpengaruh besar terhadap kualitas dan kuantitas belajar. Emosi positif dalam proses pembelajaran dapat mempercepat penangkapan materi sehingga didapatkan hasil belajar maksimal, sebaliknya dengan emosi yang negatif dapat memperlambat proses belajar. Kemampuan pedagogik guru yakni kemampuan memahami siswa dan merancang pembelajaran, menurut Umami & Roesminingsih (2014) mempunyai peran penting dalam proses belajar dikelas dimana pada penelitiannya kemampuan tersebut berpengaruh 40,6% terhadap prestasi siswa.

Ekman dan Friesen mengembangkan *Facial Action Coding System (FACS)* yang membagi ekspresi wajah menjadi 44 *action units* (AU). *Action units* tersebut terbagi menjadi *upper face* yaitu daerah atas wajah yang berupa alis dan mata serta *lower face* yaitu daerah bawah wajah berupa mulut dan hidung. *Action unit* tersebut menggambarkan kondisi wajah dalam berbagai ekspresi. Gabungan dari beberapa AU tersebut kemudian akan mendefinisikan ekspresi seseorang. Penelitian Tian et al (2001) melakukan deteksi *action units* dengan melakukan perhitungan terhadap titik-titik pada wajah. Contoh beberapa *action unit* pada *upper face* yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 4.

<i>NEUTRAL</i>	AU 1	AU 2	AU 4	AU 5
				
Eyes, brow, and cheek are relaxed.	Inner portion of the brows is raised.	Outer portion of the brows is raised.	Brows lowered and drawn together	Upper eyelids are raised.
AU 6	AU 7	AU 1+2	AU 1+4	AU 4+5
				
Cheeks are raised.	Lower eyelids are raised.	Inner and outer portions of the brows are raised.	Medial portion of the brows is raised and pulled together.	Brows lowered and drawn together and upper eyelids are raised.
AU 1+2+4	AU 1+2+5	AU 1+6	AU 6+7	AU 1+2+5+6+7
				
Brows are pulled together and upward.	Brows and upper eyelids are raised.	Inner portion of brows and cheeks are raised.	Lower eyelids cheeks are raised.	Brows, eyelids, and cheeks are raised.

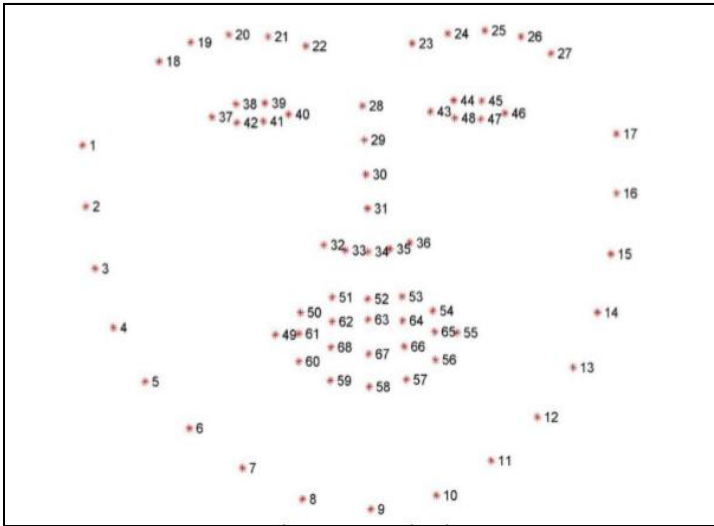
Gambar 4. Contoh beberapa *action unit* (Tian et al 2001)

Menurut Bernardo et al (2009) emosi akademis dapat diklasifikasikan menjadi empat dimensi berbeda yaitu:

1. Valensi yang mengacu pada positif atau negative sebuah emosi
2. Aktivasi yaitu apakah sebuah emosi dapat meningkatkan atau menurunkan semangat belajar
3. Objek fokus yang berarti apakah emosi tersebut muncul ketika suatu kegiatan sedang berlangsung misalkan ketika ujian atau mengerjakan tugas.

4. Acuan waktu yaitu apakah emosi yang dialami sebelum, selama atau sesudah kegiatan berlangsung.

Pengenalan emosi dapat dilakukan dengan metode ekstraksi ciri yang telah disebutkan pada pengenalan wajah seperti *Local Binary Pattern*, *Principian Component Analysis*, dan *Linier Discriminant Analysis*. Tahapan yang dilakukan sama seperti pengenalan wajah hanya berbeda pada citra latih yang akan diekstraksi. Selain menggunakan ekstraksi ciri, pengenalan emosi dapat dilakukan dengan mengenali perubahan ekspresi wajah. Ekspresi wajah dapat dikenali dengan mendeteksi titik-titik wajah atau *facial landmark* pada wajah seperti pada Gambar 5.



Gambar 5. *Facial landmark*

Pada gambar terlihat bahwa titik-titik wajah dimulai dari pipi, alis, mata, hidung dan bibir dideteksi sebagai poin-poin yang membentuk garis mengikuti fitur wajah. Setelah ditemukan titik-titik wajah tersebut, perubahan letak titik wajah dapat digunakan untuk mendeteksi emosi wajah.

METODE FACIAL LANDMARK

Beberapa metode yang dapat digunakan untuk mendeteksi *facial landmark* yaitu:

1. *Active Appearance Model (AAM)*

AAM merupakan metode pelacakan suatu bentuk yang menggunakan metode-metode statistik untuk melakukan pelacakan letak wajah. *Active Appearance Model Shape* dari independent AAM didefinisikan sebagai sebuah mesh dan khususnya lokasi verteks dari suatu mesh. Secara matematis, shape s dari AAM dapat didefinisikan sebagai koordinat dari sebuah vertex v yang membuat mesh:

$$s = (x_1, x_2, \dots, x_v, y_1, y_2, \dots, y_v)^T \dots\dots\dots (25)$$

AAM memungkinkan variasi shape linear yang berarti shape s dapat diekspresikan sebagai *base shape* s_0 ditambah kombinasi linear dari n vektor shape s_i :

$$s = s_0 + \sum_{i=1}^n p_i s_i \dots \dots \dots (26)$$

Dalam persamaan 2, koefisien p_i adalah parameter shape. Karena re-parameterisasi linear dapat dilakukan kapanpun, maka dapat diasumsikan bahwa vektor s_i adalah orthonormal. Appearance dari independent AAM didefinisikan dalam *base mesh* s_0 . Misalkan s_0 merupakan himpunan piksel $x = (x,y)^T$ yang terletak di dalam *base mesh* s_0 . Sehingga *appearance* AAM merupakan gambar $A(x)$ yang mendefinisikan semua piksel $x \in s_0$. AAM memungkinkan variasi *appearance* linear. Ini berarti *appearance* $A(x)$ dapat diekspresikan sebagai *base appearance* $A_0(x)$ ditambah kombinasi linear dari m *appearance* gambar $A_i(x)$

4. *Histogram of Orientation Gradient* (HOG)

Histogram of Oriented Gradient digunakan untuk *image processing* maupun komputer visio dalam ekspresi fitur

bentuk sebuah objek yang bertujuan deteksi objek (Berty, 2015). Teknik yang digunakan pada HOG adalah menghitung kemunculan orientasi gradient dalam porsi lokal dari suatu citra. Berikut diagram alir ekstrasi yang menggunakan algoritma HOG (Munawarah et al, 2018).

Langkah-langkah HOG menurut (Hahnle et al., 2013):

1. Untuk setiap pixel (x,y) pada gambar I tentukan gradien dua dimensi dari

$$G(x,y) = (G_x(x,y), G_y(x,y)) \dots\dots\dots (27)$$

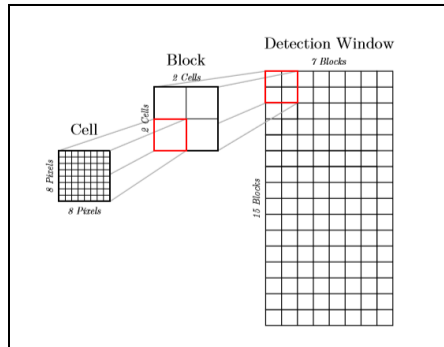
Dimana G_x merupakan gradien magnitude pada koordinat x .

2. Gradien magnitude $|G(x,y)|$ dan gradien sudut $\phi(x,y)$ pada posisi (x,y) didapatkan dari

$$|G(x,y)| = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2}$$
$$\tan(\phi(x,y)) = \frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)} \dots\dots\dots (28)$$

Dimana G_x merupakan nilai pada koordinat (x, y) dan G_y merupakan nilai y pada koordinat (x, y) .

3. Jendela deteksi dibagi menjadi sel *non overlapping* dengan ukuran pixel 8×8 . Empat sel tetangga membentuk blok dimana terdapat blok yang tumpang tindih secara horizontal dan vertikal dari satu sel sehingga pada Gambar 1. terdapat $7 \times 15 = 105$ blok. Untuk setiap sel, histogram dihasilkan dengan menentukan 9 nampan (*bin*) untuk sudut gradien dan mengakumulasikan besaran gradien tertimbang di masing-masing *bin*. Dengan menggabungkan histogram sel yang terkandung dalam blok seperti pada Gambar 1 akan menghasilkan histogram blok dengan $4 \times 9 = 36$ elemen.



Gambar 6. Pembagian jendela deteksi menjadi blok dan sel

4. Untuk meningkatkan kualitas, deteksi besaran gradien pada area batas balok lebih kecil dari yang dipusatkan.

Oleh karna itu, gradien magnitudo dalam blok $|G|_{blok}$ dikalikan dengan matriks gaussian berukuran 16x16 pixel (F_g).

$$|G|_{Gaussian} = F_g \circ |G|_{blok} \dots \dots \dots (29)$$

dimana \circ menunjukkan elemen perkalian dengan elemen dan $\sigma = 8$. Magnitudo tertimbang ditambahkan per-bin unutm mendapatkan elemen histogram.

5. Untuk variasi pencahayaan yang lebih baik dan perubahan kontras, histogram blok \underline{v} dinormalisasi. Digunakan L1-Sqrt-norm

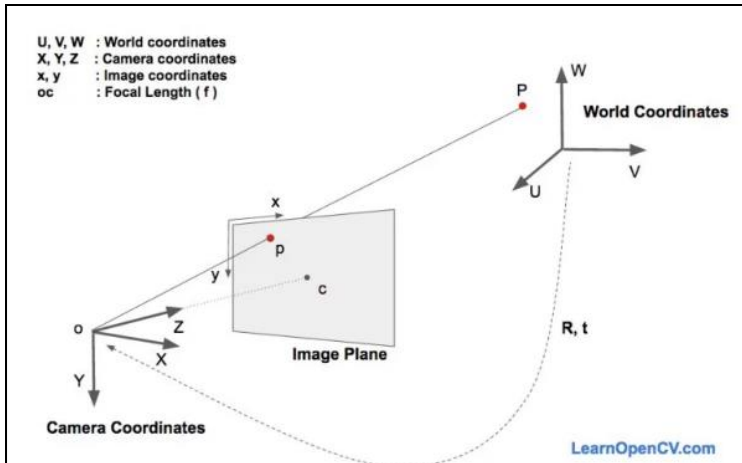
$$\underline{v} \rightarrow \sqrt{\frac{\underline{v}}{\|\underline{v}\|_1 + \epsilon}} \dots\dots\dots (30)$$

Dimana v merupakan blok pada matriks citra.

Facial landmark untuk mendeteksi perubahan ekspresi wajah dalam mengenali ekspresi dapat digunakan dalam mendeteksi arah kepala dan arah mata untuk mendukung proses pengenalan emosi. Arah mata dapat dikembangkan dalam proses deteksi mengantuk dengan citra.

1. Deteksi Arah Kepala

Deteksi arah kepala didapatkan dengan memproyeksikan citra menjadi 3D. Metode proyeksi tersebut pertama kali diformulasikan oleh Grunert pada tahun 1841 (Noll, Pagani, & Stricker, 2010).



Gambar 7. Gambaran proyeksi citra 2D ke 3D

Pada Gambar 7, o merupakan titik pusat kamera sementara *image plane* merupakan gambar yang ditampilkan. (U, V, W) merupakan *world coordinate* pada OPENCV. Pada penelitian ini diberikan (U, V, W) atau koordinat untuk enam titik wajah (3D model) yaitu ujung hidung, dagu, sudut luar mata kiri, sudut luar mata kanan, sudut kanan mulut, dan sudut kiri mulut. Sementara pada titik wajah 2D pada kamera menggunakan metode *HOG feature* yang telah dijelaskan pada persamaan 27 – 30.

Hidung = (0.0, 0.0, 0.0)

dagu = (0.0, -330.0, -65.0)

mata kiri= (-225.0, 170.0, -135.0)

mata kanan = (225.0, 170.0, -135.0)

sudut kiri mulut = (-150.0, -150.0, -125.0)

sudut kanan mulut = (150.0, -150.0, -

125.0).....(31)

Kemudian untuk mendapatkan hasil translasi dan rotasi 3D model ke koordinat kamera digunakan metode *Direct Linear Transform (DLT)* dan *Lavenberg-Marquardt Optimization*. Pada proses DLT pertama-tama tentukan koordinat x,y pada kamera dengan persamaan berikut.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \dots\dots\dots(32)$$

Dimana f_x dan f_y adalah Panjang fokus pada x, y dan c_x, c_y adalah pusat optikal. s merupakan kedalaman dari gambar. s

dapat dicari menggunakan metode *lavenberg-Marquardt* sebagai optimasi. Pada penelitian metode DLT dan *Lavenberg-Marquardt* dikerjakan menggunakan *library* OPENCV dengan *syntax* `cv2.solvePnP` untuk memproyeksikan ke n-point setelah itu akan didapatkan matriks translasi dan rotasinya. Setelah didapatkan matriks rotasi dan translasi, dilakukan proyeksi titik hidung sebagai acuan ke 3D pada gambar dengan *syntax* `cv2.ProjectPoint`. Setelah didapatkan titik hidung pada 3D, bandingkan titik 2D pada dagu dengan titik 3D pada hidung.

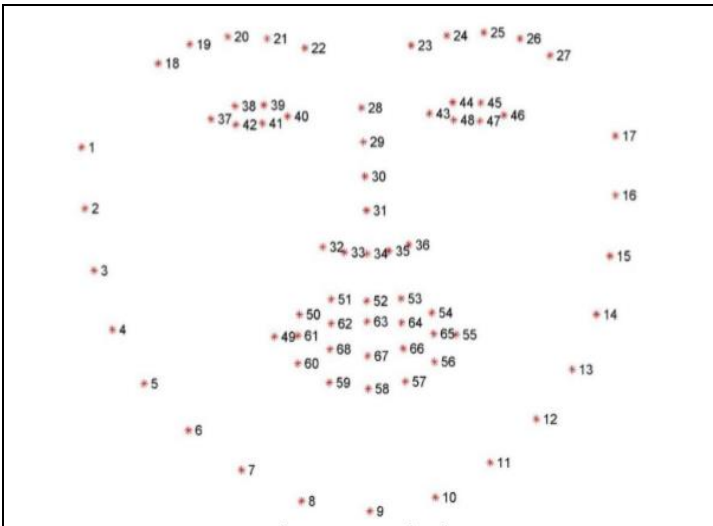
$$x = x_{dagu} - x_{hidung}$$

$$y = y_{dagu} - y_{hidung} \dots\dots\dots(33)$$

2. Deteksi Mengantuk

Deteksi kantuk dilakukan dengan mencari *facial landmark* dari mata. Pada *library* `dlib`, *facial landmark* dibagi menjadi 64 titik pada wajah. Titik-titik tersebut terdapat pada daerah

rahang, kedua alis, kedua garis terluar mata, hidung, dan bibir. Metode yang digunakan pada dlib yaitu HOG *feature* yang telah dijelaskan pada persamaan 27 – 30. *Facial landmark* pada mata berada pada titik 37 hingga 42 untuk mata kiri sementara pada mata kanan terletak pada titik 43 hingga 48 seperti pada Gambar 8.



Gambar 8. *Facial landmark*

Setelah itu menggunakan rumus *Euclidean distance* untuk menghitung jarak antara sudut mata (Zein, 2018). Misalkan pada mata kiri seperti pada Gambar 9.



Gambar 9. *Facial landmark* mata kiri

Untuk mengetahui apakah mata tersebut tertutup yaitu dengan Persamaan 34.

$$A = \sqrt{(x_{38} - x_{42})^2 + (y_{38} - y_{42})^2} \dots\dots\dots(34)$$

Dimana x_{38} dan y_{38} merupakan koordinat dari titik *facial landmark* ke 38 pada Gambar 9 dan x_{42} dan y_{42} merupakan koordinat dari titik *facial landmark* ke 42 pada Gambar 9. Selanjutnya dilakukan pencarian jarak titik 39 dan 41 dengan Persamaan 35.

$$B = \sqrt{(x_{39} - x_{41})^2 + (y_{39} - y_{41})^2} \dots\dots\dots(35)$$

Dimana x_{39} dan y_{39} merupakan koordinat dari titik *facial landmark* ke 39 pada Gambar 9 dan x_{41} dan y_{41} merupakan koordinat dari titik *facial landmark* ke 41 pada Gambar 9.

Selanjutnya dilakukan pencarian jarak titik ujung mata dengan Persamaan 36.

$$C = \sqrt{(x_{37} - x_{40})^2 + (y_{37} - y_{40})^2} \dots\dots\dots(36)$$

Dimana x_{37} dan y_{37} merupakan koordinat dari titik *facial landmark* ke 37 pada Gambar 9 dan x_{40} dan y_{40} merupakan koordinat dari titik *facial landmark* ke 40 pada Gambar 9. Setelah itu lakukan pencarian nilai *eye aspect ratio* dengan Persamaa 37.

$$\textit{Eye aspect ratio} = (A + B) / (2 \times C) \dots\dots\dots(37)$$

Dimana A adalah jarak antara titik 38 dan 39, B adalah jarak titik 39 dan 41, serta C adalah jarak antara titik 37 dan 40 yang telah dihitung dengan persamaan 34 – 36. Lakukan persamaan tersebut pada kedua mata sehingga didapatkan dua nilai *eye aspect ratio*. Setelah itu cari rata-rata rasio dengan Persamaan 38.

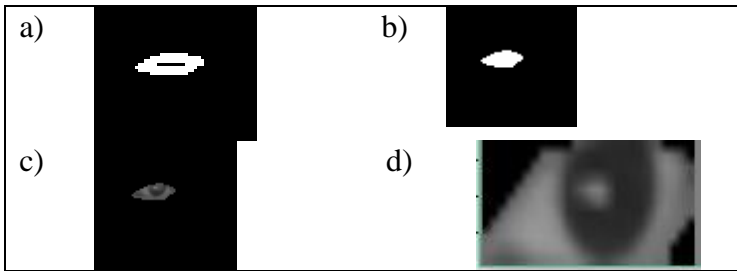
$$\textit{Eye aspect ratio total} = \frac{(EAR_{mata\ kiri} + EAR_{mata\ kanan})}{2} \dots\dots(38)$$

Dimana EAR dihitung dengan Persamaan 38 untuk kedua mata. Jika nilai *eye aspect ratio total* kurang dari nilai ambang yang telah ditentukan selama beberapa saat maka akan dideteksi mengantuk.

3. Deteksi Arah Mata

Deteksi arah mata pada penelitian ini menggunakan pupil sebagai acuan. Pada deteksi arah mata dengan pupil, dibutuhkan koordinat mata menggunakan *facial landmark* pada *library dlib*. *Shape* yang digunakan membentuk enam titik pada daerah pinggi mata. Kemudian *shape* tersebut digunakan untuk membentuk *polylines* untuk membatasi daerah mata dengan selain mata (Gambar 10). Setelah daerah mata dibatasi selanjutnya dilakukan pengisian *polylines* dengan warna putih. Setelah itu dilakukan *masking* pada gambar wajah dengan perintah *bitwise and* dengan *mask* berupa array nol yang membentuk bidang hitam. Hasil dari

bitwise and antara *fillpoly* dengan *mask* akan memberikan gambar daerah mata dengan daerah lainnya berwarna hitam (Gambar 10a). Setelah itu cari koordinat x terbesar dan terkecil serta koordinat y terbesar dan terkecil pada daerahmata untuk membentuk *Region of Interest (ROI)* (Gambar 10d) lalu lakukan *threshold*.



Gambar 10. a) *polylines* mata, b) *fillpoly*, c) *masking* hasil *polyl*, d) ROI mata

Setelah didapatkan hasil *thresholding*, bagi daerah mata menjadi dua yaitu kanan dan kiri lalu hitung banyak pixel putih pada masing-masing daerah. Hitung rasio dengan rumus berikut.

$$\text{Ratio} = \text{leftside} / \text{rightside} \dots\dots\dots(39)$$

Jika ratio kurang dari ambang bawah maka arah mata adalah kiri, jika rasio diantara ambang bawah dan ambang atas maka arah mata adalah tengah, jika ratio lebih besar dari ambang atas maka arah mata adalah kanan.

DAFTAR PUSTAKA

- B. M. Lahasan, "Recognition of Occluded Faces Using an Enhanced EBGM Algorithm," IEEE, pp. 1- 5, 2014.
- Bernardo et al. (2009). "What is an Academic Emotion? Insights from Filipino Bilingual Students' Emotion Words Associated with Learning". *National Academy of Psychology (NAOP) India Psychological Studies*, 54:28–37.
- Berty, "Deteksi Senyum Menggunakan Filter Gabor dan Histogram of Oriented Gradient pada Bagian
- Buana, T. D. (n.d.). *Modul Perkuliahan: Pengolahan Citra*. Universitas Mercu Buana.
- Purwati, Ratih & Ariyanto, Gunawan. (2018). Pengenalan Wajah Manusia Berbasis Algoritma *Local Binary Pattern*. *Jurnal Emitor*, Vol.17 No. 02, 29 – 38.
- Hyvärinen, A., & Oja, E. (2000). Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural Networks*, 13, 411-430.
- Informasi Smart Campus Untuk Meningkatkan Pelayanan Di Politeknik Indonusa Surakarta. *Jurnal Sainstech Politeknik Indonusa Surakarta ISSN : 2355-5009 Vol. 1 Nomor 3*.
- Khodijah, N. (2006). *Psikologi Belajar*. Palembang: IAIN Raden Fatah Press.
- Lim, Resmana., Raymond., Kartika. G. 2002. Face Recognition Menggunakan Metode. Linear Discriminant Analysis (LDA). *Proceeding Komputer dan Sistem Intelijen*. Jakarta 2122 Agustus 2002
- M. P. Inen, M. Pietikäinen, a. Hadid, G. Zhao, and T. Ahonen., (2011). *Computer Vision Using Local Binary Patterns*, vol. 40, no. 11.
- Mengenal Teknologi Pengenalan Wajah (Facial Recognition)*. (2018, Juni 21). Retrieved from Sidik-Jari.com: <http://sidik->

- jari.com/mengenal-teknologi-pengenalan-wajah-facial-recognition.html/
- Mulut, Hidung dan Mata” in Jurnal.Teknologi Terpadu : Vol.1, No.2, Desember 2015.
- Munawaroh, Y. F., Ciksadan, & Salamah, I. (2018). Analisa Perbandingan Algoritma Histogram of Oriented Gradient (HOG) dan Gaussian Mixture Model (GMM) Dalam Mendeteksi Manusia . *Seminar Nasional Inovasi dan Aplikasi Teknologi di Industri 2018* , 251-255.
- Mushawir, A., Rozzaq, R. P., Sugondo, & Santika, D. D. (2013). Pengenalan Wajah Dengan Metode Independent Component Analysis .
- P, E., & W, F. V. (1978). *The Facial Action Coding System: A Technique for The Measurement of Facial Movement*. San Francisco: Consulting Psychologist.
- Pengertian Citra Digital*. (n.d.). Retrieved from Temukan Pengertian:
<https://www.temukanpengertian.com/2013/08/pengertian-citra-digital.h>

ISBN 978-602-5534-77-5



9 786025 534775