

# PENGENALAN EKSPRESI WAJAH MANUSIA MENGGUNAKAN TAPIS GABOR 2-D DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)

Arif Mustakim\*), Imam Santoso, and Ajub Ajulian Zahra

Departemen Teknik Elektro, Universitas Diponegoro  
Jl. Prof. Sudharto, SH, Kampus UNDIP Tembalang, Semarang 50275, Indonesia

\*)E-mail: mustakimarif@live.com

## Abstrak

Ekspresi wajah adalah salah satu bentuk komunikasi non-verbal yang dapat menyampaikan keadaan emosi seseorang kepada orang yang mengamati. Manusia dapat mengetahui keadaan emosi seseorang hanya dengan melihat ekspresi wajahnya, sedangkan komputer tidak mempunyai kemampuan ini. Pengolahan citra digital memungkinkan komputer dapat mengetahui kondisi emosi seseorang dengan pengenalan ekspresi wajah. Pada pengenalan ini, dilakukan pengenalan ekspresi wajah untuk mengenali ekspresi dasar ( jijik, marah, sedih, gembira, takut, terkejut) dan netral menggunakan basis data Japanese Female Facial Expression (JAFFE) dan Ekspresi Wajah Orang Indonesia. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah metode tapis Gabor 2-D, menggunakan variasi 4 panjang gelombang dan 6 sudut orientasi, 5 panjang gelombang dan 8 sudut orientasi, kemudian menggunakan downsampling untuk mereduksi dimensi ciri hasil ekstraksi. Metode klasifikasi yang digunakan adalah Support Vector Machine (SVM), menggunakan jenis multikelas One-Against-One dan One-Against-All. Berdasarkan hasil pengenalan ekspresi wajah menggunakan JAFFE dan Ekspresi Wajah Orang Indonesia, dihasilkan kinerja sistem terbaik menggunakan variasi 5 panjang gelombang, 8 sudut orientasi dan multikelas One-Against-All. Hasil pengenalan pada basis data JAFFE memperoleh nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas masing-masing sebesar 85,92%, 86,86% dan 97,66%. Hasil pengenalan ekspresi wajah pada basis data Ekspresi Wajah Orang Indonesia memperoleh nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas masing-masing sebesar 80,36%, 86,86% dan 96,73%.

*Kata kunci : ekspresi wajah, tapis Gabor 2-D, Support Vector Machine, Japanese Female Facial Expression, Ekspresi Wajah Orang Indonesia.*

## Abstract

Facial expression is one of non-verbal communication that can give a message about someone's emotion state to someone who observe. Human can recognize someone's emotional state by seeing his facial expression, meanwhile computer is not have that function. Image processing allows computer can recognize someone's emotional state by facial expression recognition. In this recognition, facial expression recognition is done to recognize basic expression (disgust, angry, sad, happy, fear, surprise) and neutral using Japanese Female Facial Expression (JAFFE) and Indonesian Facial Expression database. Feature extraction method that be used is 2-D Gabor Filter using variation 4 wavelengths and 6 orientation angles, 5 wavelengths and 8 orientation angles, then uses downsampling to reduce feature's extraction result. Classification method that be used is Support Vector Machine (SVM) using multiclass One-Against-One and One-Against-All. Based on recognition's result using all of JAFFE and Indonesian Facial Expression, the best performance is resulted by using 5 wavelengths, 8 orietation angles and multiclass One-Against-All. The result of facial expression recognition on JAFFE database obtains accuracy, sensitivity and specificity is worth 85,92%, 86,86% and 97,66% respectively. The result of facial expression recognition on Indonesian Facial Expression obtains accuracy, sensitivity, and specificity is worth 80,36%, 80,36% and 96,73% respectively.

*Keyword : facial expression, 2-D Gabor Filter, Support Vector Machine, Japanese Female Facial Expression, Indonesian facial expression.*

## 1. Pendahuluan

Ekspresi wajah adalah salah satu bentuk komunikasi non-verbal yang merupakan hasil dari satu atau lebih gerakan posisi otot pada wajah serta dapat menyampaikan keadaan

emosi seseorang kepada orang yang mengamatinya. Ekspresi wajah menyumbang 55% dalam penyampaian pesan, sedangkan bahasa dan suara masing-masing menyumbang 7% dan 38% [1]. Manusia dapat mengetahui

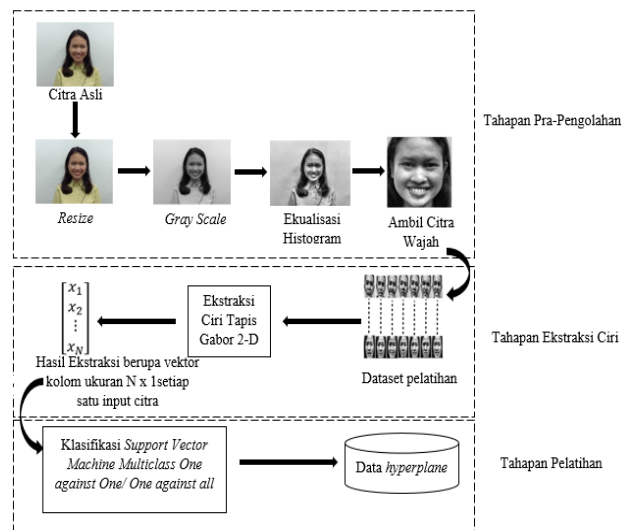
keadaan emosi seseorang hanya dengan melihat ekspresi wajahnya, sedangkan komputer tidak mempunyai kemampuan ini. Pengolahan citra digital memungkinkan mesin atau komputer mengetahui keadaan emosi seseorang dengan pengenalan ekspresi wajah.

Komponen dasar pengenalan ekspresi wajah yaitu mendapatkan ciri citra ekspresi wajah dan klasifikasi ekspresi wajah. Ciri citra ekspresi wajah dapat dihasilkan dengan teknik ekstraksi ciri, salah satunya adalah metode tapis Gabor 2-D. Tapis Gabor 2-D merupakan teknik ekstraksi ciri yang menghasilkan ciri yang handal untuk klasifikasi dan telah digunakan untuk penelitian identifikasi iris mata [2], pengenalan wajah [3], identifikasi citra daun tanaman obat [4], dan identifikasi sidik jari [5]. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penelitian pengenalan ekspresi wajah pada dataset *Japanese Female Facial Expression (JAFFE)*, namun belum ada yang menggunakan dataset Ekspresi Wajah Orang Indonesia. Pada penelitian ini dilakukan pengenalan ekspresi wajah yang dapat mengenali ekspresi dasar (jijik, marah, sedih, senang, takut dan terkejut) dan netral. Metode ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian adalah tapis Gabor 2-D. Tahapan-tahapan pengenalan ekspresi wajah dimulai dengan proses pra pengolahan, lalu proses ekstraksi ciri dan proses klasifikasi ekspresi wajah. Klasifikasi ekspresi wajah dilakukan menggunakan *Support Vector Machine (SVM)*. Percobaan yang dilakukan menggunakan dua dataset yaitu *Japanese Female Facial Expression (JAFFE)* dan dataset Ekspresi Wajah Orang Indonesia karena pada penelitian-penelitian sebelumnya belum ada yang menggunakan dataset ekspresi wajah Indonesia dan hanya menggunakan dataset JAFFE sehingga hasil pengenalan ekspresi pada dataset JAFFE akan dijadikan acuan pada hasil pengenalan ekspresi pada dataset Ekspresi Wajah Orang Indonesia.

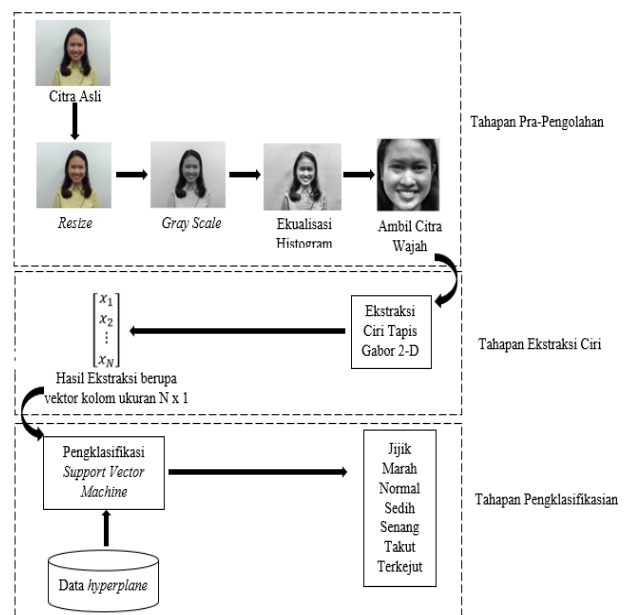
## 2. Metode

### 2.1. Perancangan Sistem

Sistem pengenalan ekspresi wajah manusia meliputi proses pelatihan dan proses pengujian. Proses pelatihan menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* bertujuan untuk mendapatkan data *hyperplane* dari ciri hasil ekstraksi yang kemudian disimpan sebagai basis data dan akan digunakan pada proses pengujian. Diagram blok proses pelatihan menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* dapat dilihat pada Gambar 1. Proses pengujian menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* bertujuan untuk menguji kehandalan sistem pengenalan ekspresi dengan cara memasukkan nilai hasil ekstraksi ciri data yang akan dikenali dengan data *hyperplane* dari proses pelatihan ke dalam fungsi keputusan. Diagram blok proses pengujian menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 1. Diagram Blok Proses Pelatihan Sistem Pengenalan Ekspresi Wajah.



Gambar 2. Diagram Blok Proses Pengujian Sistem Pengenalan Ekspresi Wajah.

Proses pelatihan dan pengujian dimulai dengan memasukkan citra ekspresi wajah, selanjutnya pada citra akan dilakukan proses pra pengolahan. Ukuran citra diubah ke ukuran yang lebih kecil terlebih dahulu. Proses selanjutnya adalah mengubah citra berwarna (RGB) menjadi citra aras keabuan untuk mempermudah proses ekstraksi ciri nantinya. Kemudian dilakukan peningkatan kualitas citra serta pemotongan area citra wajah menggunakan Viola-Jones. Ekstraksi ciri pada proses pelatihan dilakukan menggunakan metode tapis Gabor 2-D. Tahap ini bertujuan untuk mendapatkan ciri ekspresi wajah dari citra-citra latih. Hasil ekstraksi ciri ini

digunakan untuk proses pelatihan. Pada proses pelatihan, variabel *hyperplane* untuk pengklasifikasian yang didapat akan disimpan dan nantinya akan digunakan sebagai data tiap pengklasifikasi dalam proses pengujian. Sedangkan ekstraksiciri pada proses pengujian dilakukan untuk mendapatkan ciri ekspresi wajah pada data yang akan diujikan. Hasil ekstraksi ciri pada data pengujian nantinya digunakan sebagai masukan pada proses pengujian. Pada proses pengujian, klasifikasi dilakukan dengan menghitung nilai indeks dari fungsi keputusan. Untuk SVM multikelas *One-Against-One*, jika data  $x$  dimasukkan fungsi keputusan dan hasilnya menyatakan  $x$  adalah kelas  $i$ , maka suara untuk kelas  $i$  ditambah satu. Kelas dari data  $x$  akan ditentukan dari jumlah suara terbanyak. Untuk SVM multikelas *One-Against-All*, nilai indeks dari fungsi keputusan terbesar akan menyatakan kelas dari data uji.

## 2.2. Pra Pengolahan

Pra pengolahan dilakukan untuk menyesuaikan citra masukan dengan hal-hal yang dibutuhkan untuk proses ekstraksi ciri. Tahapan-tahapan pra pengolahan pada proses pelatihan dan pengujian memiliki tahapan yang sama yaitu mengubah ukuran citra, konversi citra berwarna (RGB) menjadi citra aras keabuan, peningkatan kualitas citra dan pemotongan area wajah.

### 2.2.1. Mengubah Ukuran Citra

Mengubah ukuran citra bertujuan untuk mendapatkan ukuran citra yang lebih kecil dari citra asli. Citra ekspresi wajah pada basis data Ekspresi Wajah Orang Indonesia memiliki ukuran yang cukup besar yaitu  $4608 \times 3456$  piksel, maka ukuran citra butuh diperkecil untuk mempercepat proses selanjutnya. Seluruh citra pada basis data Ekspresi Wajah Indonesia akan diubah ukurannya menjadi  $922 \times 691$  piksel.

### 2.2.2. Konversi Citra RGB Menjadi Citra Aras Keabuan

Konversi citra berwarna (RGB) menjadi citra aras keabuan karena citra aras keabuan memiliki jumlah bit yang lebih sedikit dibandingkan dengan citra berwarna (RGB) sehingga akan menyederhanakan proses pengolahan. Berdasarkan format *National Television System Commiter* (NTSC), nilai aras keabuan bisa didapat dengan mengkonversi ruang RGB dengan menggunakan rumus pada persamaan (1) [6].

$$\text{Aras keabuan} = 0,2899 * R + 0,587 * G + 0,1140 * B \quad (1)$$

Keterangan:

Aras keabuan = Nilai aras keabuan, R = Nilai pada komponen merah, G = Nilai pada komponen hijau, B = nilai pada komponen biru.

### 2.2.3 Peningkatan Kualitas Citra Menggunakan Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

Peningkatan kualitas citra dapat dilakukan dengan menggunakan Ekualisasi Histogram Adaptif atau pada program Matlab disebut dengan *Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). CLAHE bertujuan untuk mendapatkan citra dengan kontras yang baik namun tidak akan merusak kualitas citra. Ekualisasi histogram adaptif melakukan distribusi ulang terhadap distribusi intensitas dari histogram awal. Jika histogram awal memiliki beberapa puncak dan lembah, maka histogram hasil ekualisasi akan tetap memiliki puncak dan lembah, namun puncak dan lembah akan bergeser [7]. Persamaan untuk menghitung ekualisasi histogram pada citra dengan skala keabuan  $k$  bit sebagai berikut.

$$a_k = \text{round} \left( (L - 1) * \frac{c(k+1)}{N} \right) \quad (2)$$

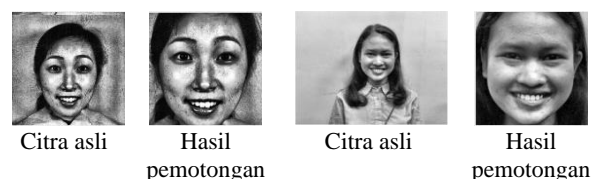
Dengan  $a_k$  adalah nilai piksel hasil ekualisasi,  $N$  menyatakan jumlah banyaknya piksel pada citra. Sedangkan  $c(k+1)$  menyatakan banyaknya piksel yang memiliki nilai aras keabuan ( $k$ ) dengan  $k= 0, 1, 2, \dots, L-1$ .

### 2.2.4 Pemotongan Area Wajah Menggunakan Metode Viola-Jones

Metode Viola-Jones merupakan metode pendeteksian obyek yang mampu mengolah citra secara sangat cepat dengan menghasilkan tingkat deteksi yang tinggi. Terdapat 3 kontribusi utama dalam metode Viola-Jones yaitu integral image, Adaboost, dan Cascade. Klasifikasi gambar dilakukan berdasarkan nilai dari sebuah fitur. Fitur yang digunakan adalah *Haar like feature*. [8]

1. *Integral Image*, untuk mempercepat perhitungan nilai ciri.
2. *AdaBoost*, digunakan untuk memilih fitur *Haar* yang spesifik yang akan digunakan serta untuk mengatur nilai ambangnya.
3. Pengklasifikasi bertingkat (*Cascade Classifier*), digunakan untuk membuang subimage yang diyakini bukan objek, dan hasil akhir menampilkan objek citra yang telah terdeteksi sebagai wajah.

Gambar 3 menampilkan hasil pemotongan area citra wajah menggunakan metode Viola-Jones.



Gambar 3. Pemotongan Area Citra Wajah.

### 2.3. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri bertujuan untuk mendapatkan informasi-informasi penting dari sebuah citra digital. Salah satu metode ekstraksi ciri yaitu tapis Gabor 2-D yang digunakan untuk mengekstraksi ciri berdasarkan tekstur pada sebuah citra. Penggunaan tapis Gabor 2-D untuk sebuah citra yang diteliti, dilakukan pendeteksian gumpalan dimana gumpalan-gumpalan itu menunjukkan tekstur pada sebuah citra. Oleh karena itu, tapis Gabor 2-D merupakan metode yang handal dan telah digunakan untuk pendeteksian iris mata, sidik jari, wajah maupun daun. Tapis Gabor 2-D diperoleh dengan memodulasi gelombang sinus 2-D pada panjang gelombang tertentu dan orientasi tertentu. Persamaan umum tapis Gabor 2-D dalam kawasan spasial didefinisikan pada persamaan (3) [3] [9] [10].

$$h(x, y) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \exp \left( \frac{j2\pi x'}{\lambda} \right) \quad (3)$$

dimana  $h(x,y)$  adalah tapis gabor 2-D dalam kawasan spasial yang dibentuk dari dua komponen yaitu Gaussian envelope dan gelombang sinus dalam bentuk kompleks. Fungsi *Gaussian envelope* dari persamaan (3) ditunjukkan oleh:

$$w(x, y) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \quad (4)$$

$$\sigma_x = \frac{\lambda}{\pi} \sqrt{\frac{\ln(2)}{2}} \frac{2^{B+1}}{2^{B-1}} \quad (5)$$

$$\sigma_y = \frac{\lambda}{\gamma\pi} \sqrt{\frac{\ln(2)}{2}} \frac{2^{B+1}}{2^{B-1}} \quad (6)$$

$$x' = (x - x_0) \cos \theta + (y - y_0) \sin \theta \quad (7)$$

$$y' = -(x - x_0) \sin \theta + (y - y_0) \cos \theta \quad (8)$$

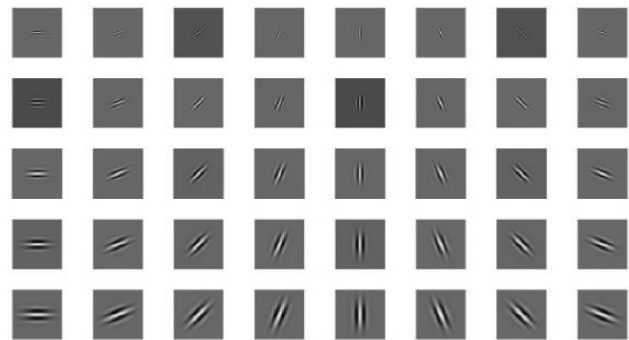
Sedangkan untuk gelombang sinusoidal pada persamaan (3) ditunjukkan oleh .

$$\exp \left( \frac{j2\pi x'}{\lambda} \right) \quad (9)$$

Dengan  $(x_0, y_0)$  adalah lokasi puncak dari *Gaussian envelope*.  $\lambda$  adalah panjang gelombang sinus yang nilainya  $\lambda \geq 2$ .  $\theta$  adalah orientasi *stripe* pada tapis Gabor yang nilainya  $0^0$ - $180^0$ .  $\sigma_x$  dan  $\sigma_y$  adalah standar deviasi dari *Gaussian envelope* pada sumbu x dan sumbu y dimana fungsi umum dinyatakan pada persamaan (5) dan persamaan (6). B adalah lebarpita dan  $\gamma$  adalah rasio aspek spatial yang berfungsi membentuk *Gaussian envelope* [3] [9] [10].

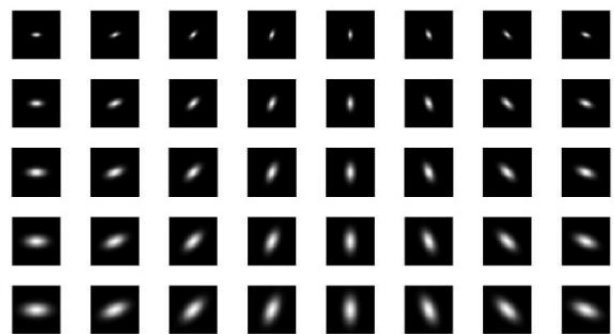
Pengaturan panjang gelombang dan orientasi dengan banyak variasi, akan membentuk banyak tapis Gabor 2-D untuk proses ekstraksi. Misal menggunakan 5 variasi panjang gelombang ( $\lambda=2, 3, 4, 5, 6$ ) dan 8 variasi orientasi ( $\theta=0^0, 22,5^0, 45^0, 67,5^0, 90^0, 112,5^0, 135^0, 157,5^0$ ), maka akan dihasilkan 40 tanggapan tapis Gabor 2-D. Tapis

Gabor 2-D dengan 5 variasi panjang gelombang dan 8 variasi orientasi dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Tapis Gabor 2-D Variasi 5 Panjang Gelombang dan 8 Sudut Orientasi.

Penggunaan variasi panjang gelombang akan menghasilkan variasi skala *stripe* pada tapis Gabor dimana semakin besar nilai panjang gelombang maka besar *stripe* yang dihasilkan. Penggunaan variasi orientasi akan menghasilkan orientasi *stripe* yang bermacam-macam pada tapis Gabor 2-D. Pada penelitian-penelitian yang menggunakan tapis Gabor, nilai magnitude tapis Gabor 2-D digunakan untuk proses ekstraksi ciri. Magnitude tapis Gabor 2-D dapat dilihat pada Gambar 5.

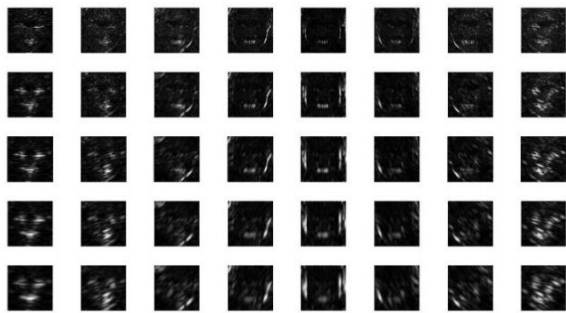


Gambar 5. Magnitude Tapis Gabor 2-D Variasi 5 Panjang Gelombang dan 8 Sudut Orientasi.

Citra yang akan dikenali ( $I_{x,y}$ ) dikonvolusi lebih dahulu dengan magnitude tapis Gabor ( $H_{x,y}$ ) yang dinyatakan pada persamaan (10).

$$O_{x,y} = I_{x,y} * H_{x,y} \quad (10)$$

Hasil konvolusi antara citra masukkan dengan tapis gabor digunakan sebagai hasil ekstraksi ciri tapis gabor yang nilainya disimpan dalam vektor kolom dengan dimensi 1 x N. Contoh hasil ekstraksi ciri menggunakan tapis Gabor 2-D dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil Ekstraksi Ciri Tapis Gabor 2-D.

#### 2.4. Klasifikasi

Setelah ekstraksi ciri dilakukan, maka tahap selanjutnya proses melatih data yang telah diekstraksi (untuk proses pelatihan) dan klasifikasi (untuk proses pengujian). Klasifikasi digunakan untuk melakukan pengenalan ekspresi wajah berdasarkan data hasil ekstraksi ciri. Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Support Vector Machine* (SVM). Konsep SVM adalah mencari bidang pemisah yang dapat memisahkan data dengan jarak optimal atau bidang pemisah terbaik (*hyperplane*). Pengklasifikasi SVM untuk multikelas *One against all* akan membangun sejumlah  $k$  SVM biner ( $k$  adalah sejumlah kelas). Fungsi keputusan yang mempunyai nilai maksimal, menunjukkan bahwa data  $x_d$  merupakan anggota dari kelas fungsi keputusan tersebut. Sedangkan multikelas *One against one* akan membangun sejumlah  $\frac{k(k-1)}{2}$  SVM biner. Hasil yang menyatakan  $x$  adalah kelas  $i$ , maka suara untuk kelas  $i$  ditambah satu. Kelas dari data  $x$  ditentukan dari jumlah suara terbanyak. Jika terdapat dua buah kelas yang jumlah suaranya sama, maka kelas yang indeksnya lebih kecil dinyatakan sebagai kelas dari data [11][12].

Pengklasifikasian dengan SVM dibagi menjadi dua proses, yaitu proses pelatihan dan pengujian. Proses pelatihan pada SVM bertujuan untuk mendapatkan data *hyperplane* yang kemudian disimpan dan digunakan untuk proses pelatihan. Sedangkan proses pelatihan bertujuan untuk mencari kelas data uji dengan cara memasukkan data uji dan data *hyperplane* ke dalam fungsi keputusan. pelatihan untuk masing-masing pengklasifikasian SVM dua kelas dapat dituliskan sebagai berikut : input berupa matriks  $X$  (matriks hasil ekstraksi ciri pelatihan) dan vektor  $Y$  sebagai pasangan input target dan keluarannya adalah data *hyperplane*. Langkah-langkahnya dijelaskan sebagai berikut :

1. Tentukan masukkan ( $X$ ) dan target ( $Y$ ) sebagai pasangan pelatihan dari dua data kelas.
2. Hitung Kernel Linier  $K(X, X_i) = X^T X$
3. Menentukan sejumlah *support vector* dengan cara menghitung nilai alpha  $a_1, \dots, a_N$  ( $N$  = sejumlah data pelatihan). Data  $x_i$  yang berkorelasi dengan  $a_i > 0$  yang disebut *support vector*.
4. Cari vektor bobot menggunakan persamaan (11).

$$w = \sum_{i=1}^{n_s} a_i y_i \phi(x_i)^T \quad (11)$$

Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan proses pengujian dengan menggunakan persamaan (12).

$$f_i = K(x_i, x_d) w_i + b_i \quad (12)$$

### 3. Hasil dan Analisa

Pengujian program pengenalan ekspresi wajah menggunakan dua basis data yaitu basis data *Japanese Facial Female Expression* (JAFFE) dan basis data Ekspresi Wajah Orang Indonesia yang diambil di laboratorium Komunikasi dan Pengolahan Sinyal (KPS) Teknik Elektro Universitas Diponegoro. Rincian pembagian data citra yang akan digunakan untuk citra latih dan citra tidak latih ditunjukkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Rincian pembagian data citra.

Nama Basis Data	Citra Latih	Citra Uji	Total Citra
JAFFE	140	73	213
Ekspresi Wajah Orang Indonesia	112	56	168

Pengukuran kinerja sistem dilakukan untuk mengetahui kemampuan sistem dalam mengenali ekspresi wajah sesuai dengan data masukan. Pengukuran kinerja menggunakan persentase akurasi klasifikasi dimana perhitungan akurasi didasari oleh perbandingan antara hasil jumlah data ekspresi yang benar ( $jK_{benar}$ ) dengan jumlah keseluruhan data uji ekspresi wajah ( $tK$ ) dikali dengan 100% . Kinerja sistem juga akan diukur berdasarkan nilai sensitivitas dan spesifisitas.

Sensitivitas berfungsi untuk mengukur kemampuan pengujian setiap kelas emosi untuk menemukan hasil yang benar dari total masing-masing kelas. Sedangkan spesifisitas berfungsi untuk mengukur kemampuan pengujian emosi kelas dalam mengidentifikasi kelas setiap emosi yang negatif dari total data masing-masing kelas yang benar negatif [13].

$$Akurasi = \frac{jK_{benar}}{tK} \times 100\% \quad (13)$$

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (14)$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{FP+TN} \times 100\% \quad (15)$$

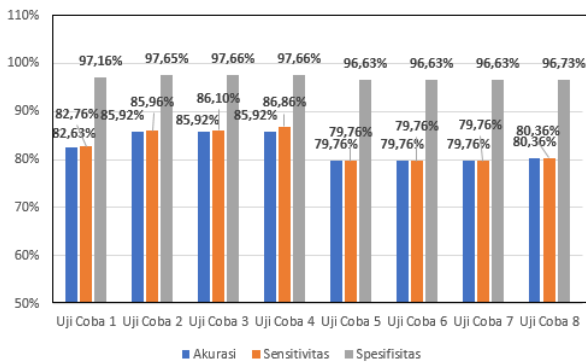
Dengan TP adalah *True Positive*, FN adalah *False Negative*, FP adalah *False Positive*, dan TN adalah *True Negative*. Pengujian pengenalan ekspresi wajah menggunakan beberapa skenario yaitu

1. Uji Coba 1, menggunakan basis data JAFFE dengan banyak variasi panjang gelombang sejumlah 4 dan orientasi sejumlah 6, dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-One*.
2. Uji Coba 2, menggunakan basis data JAFFE dengan banyak variasi panjang gelombang sejumlah 5 dan

orientasi sejumlah 8, dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-One*.

3. Uji Coba 3, menggunakan basis data JAFFE dengan banyak variasi panjang gelombang sejumlah 4 dan orientasi sejumlah 6, dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-All*.
4. Uji Coba 4, menggunakan basis data JAFFE dengan banyak variasi panjang gelombang sejumlah 5 dan orientasi sejumlah 8, dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-All*.
5. Uji Coba 5, menggunakan basis data ekspresi orang Indonesia dengan banyak variasi panjang gelombang sejumlah 4 dan orientasi sejumlah 6, dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-One*.
6. Uji Coba 6, menggunakan basis data ekspresi orang Indonesia dengan banyak variasi panjang gelombang sejumlah 5 dan orientasi sejumlah 8, dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-One*.
7. Uji Coba 7, menggunakan basis data ekspresi orang Indonesia dengan banyak variasi panjang gelombang sejumlah 4 dan orientasi sejumlah 6, dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-All*.
8. Uji Coba 8, menggunakan basis data ekspresi orang Indonesia dengan banyak variasi panjang gelombang sejumlah 5 dan orientasi sejumlah 8, dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-All*.

Pengenalan citra yang akan dikenali jenis ekspresinya pada setiap uji coba dilakukan pada citra yang dilatih (citra latih) dan citra yang tidak dilatih (citra uji). Hasil pengujian pada Uji Coba 1 sampai Uji Coba 8 dihasilkan nilai akurasi, nilai sensitivitas, dan spesifisitas yang masing-masing dapat dilihat pada Gambar 7.

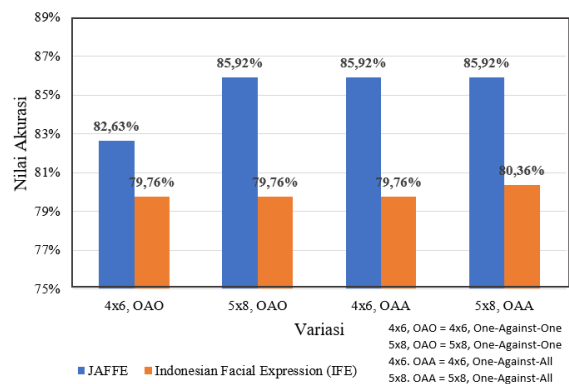


Gambar 7. Grafik Perbandingan Nilai Persentase Akurasi, Sensitivitas, dan Spesifisitas Pengenalan Ekspresi Wajah dari Setiap Uji Coba.

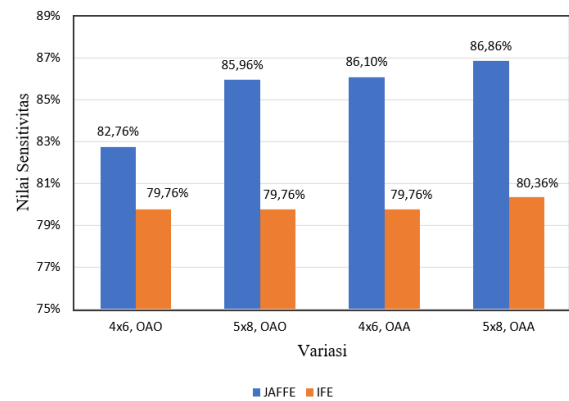
Kinerja sistem terbaik dihasilkan pada Uji Coba 4 dengan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas masing-masing bernilai yaitu 85,92%, 86,86%, dan 97,66%. Sedangkan

nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas terendah dihasilkan pada Uji Coba 5, 6, dan 7 dengan masing-masing nilai yaitu 79,76%, 79,76% dan 96,63%. Pada Uji Coba 5, 6, dan 7 menghasilkan rata-rata akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang sama, namun pada hasil pengenalan setiap ekspresi menghasilkan nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas yang berbeda.

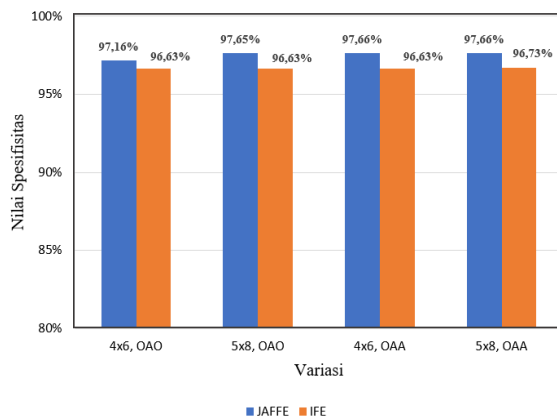
Pengenalan ekspresi wajah pada setiap basis data JAFFE dan basis data Ekspresi Wajah Orang Indonesia dengan parameter yang sama, menghasilkan nilai akurasi, nilai sensitivitas dan nilai spesifisitas yang berbeda juga, berikut perbandingan nilai akurasi, nilai sensitivitas, dan spesifisitas pada basis data JAFFE dan Ekspresi Wajah Orang Indonesia yang dapat dilihat pada Gambar 8 sampai Gambar 10.



Gambar 8. Grafik Perbandingan Nilai Persentase Akurasi Pengenalan Ekspresi Wajah pada Basis Data JAFFE dan Ekspresi Wajah Orang Indonesia.



Gambar 9. Grafik Perbandingan Nilai Persentase Sensitivitas Pengenalan Ekspresi Wajah pada Basis Data JAFFE dan Ekspresi Wajah Orang Indonesia.



**Gambar 10. Grafik Perbandingan Nilai Persentase Spesifisitas Pengenalan Ekspresi Wajah pada Basis Data JAFFE dan Ekspresi Wajah Orang Indonesia.**

Hasil pengujian menggunakan basis data JAFFE dan Ekspresi Wajah Orang Indonesia dengan menggunakan parameter yang sama, dihasilkan nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas yang berbeda untuk kedua basis data. Pengenalan ekspresi wajah yang dibuat mempunyai nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas terbaik saat melakukan klasifikasi ekspresi wajah pada basis data JAFFE dibandingkan pada basis data Ekspresi Wajah Orang Indonesia dengan pengenalan pada basis data JAFFE menghasilkan nilai akurasi sebesar 85,92%, nilai sensitivitas sebesar 86,86%, dan spesifisitas sebesar 97,66%. Pengenalan ekspresi wajah pada basis data Ekspresi Wajah Orang Indonesia dilakukan untuk melihat kinerja sistem pengenalan ekspresi wajah yang telah dibuat. Berdasarkan hasil pengenalan ekspresi pada basis data JAFFE yang telah banyak digunakan, hasil pengenalan ekspresi pada basis data Ekspresi Wajah Orang Indonesia belum sebaik hasil pengenalan basis data JAFFE.

#### 4. Kesimpulan

Pengenalan ekspresi wajah pada dataset *Japanese Female Facial Expression (JAFFE)*, dihasilkan kinerja sistem terbaik pada variasi 5 panjang gelombang dengan variasi 8 sudut orientasi dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-All* dengan nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas masing-masing sebesar 85,92%, 86,86% dan 97,66%. Pengenalan ekspresi wajah pada dataset Ekspresi Wajah Orang Indonesia, dihasilkan kinerja sistem terbaik pada variasi 5 panjang gelombang dengan 8 sudut orientasi dan klasifikasi SVM multikelas *One-Against-All* dengan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas masing-masing sebesar 80,36 80,36% dan 96,73%. Saran pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan metode yang dapat memperkecil dimensi ciri setelah proses ekstraksi tapis Gabor 2-D seperti PCA, LDA. Pada metode *Support Vector Machine (SVM)* dapat menggunakan variasi kernel lainnya seperti kernel Polinomial, kernel Gaussian, dan

kernel Sigmoid kemudian dibandingkan hasilnya sehingga dihasilkan parameter yang optimal.

#### Referensi

- [1]. Abidin, Zaenal, "Pengembangan Sistem Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation (Studi Kasus Pada Database MUG)", Universitas Negeri Semarang, 2011.
- [2]. I. Rizal, "Identifikasi Iris Mata Menggunakan Tapis Gabor *Wavelet* dan Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization (LVQ)*", *Proceeding Seminar Nasional Teknik Elektro (FORTEI 2016)*, Semarang, 2016.
- [3]. A. L. Kurniawan, "Perancangan Sistem Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Susunan Tapis *Wavelet* Gabor 2D dengan Jarak Euclidean", *TRANSIENT*, vol.4, pp. 39-43, 2015.
- [4]. B. Aditya Indra, "Identifikasi Tanaman Obat Menggunakan Tapis Gabor 2-D dengan Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization (LVQ)*", Skripsi S-1 Teknik Elektro, Universitas Diponegoro, Semarang, 2016.
- [5]. K. Adi, "Perancangan dan Realisasi Sistem Ekstraksi Ciri Sidik Jari Berbasis Algoritma *Filterbank Gabor*," *Berkala Fisika*, vol.6, pp. 39-46, 2003.
- [6]. Rinaldi Munir, *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Bandung : Penerbit Informatika Bandung, 2004.
- [7]. Putra, Darma, *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta : Penerbit Andi, 2010.
- [8]. Viola P, Jones M, "Robust Real-time Object Detection", *IJCV Vol 57*, 137-154, 2004.
- [9]. K. Adi, "Perancangan dan Realisasi Sistem Ekstraksi Ciri Sidik Jari Berbasis Algoritma *Filterbank Gabor*," *Berkala Fisika*, vol.6, pp. 39-46, 2003.
- [10]. M. Haghihat, S. Zonouz, dan M. Abdel Mottaleb, "CloudID: Trustworthy cloud-based and cross-enterprise biometric identification", *Expert System with Application*, vol.42, pp.7905-7916, 2015.
- [11]. A. Asano, "Support Vector Machine and Kernel Methode", *Pattern Information Processing*, 2004.
- [12]. K. Sembiring, "Penerapan Teknik *Support Vector Machine* untuk Pendeteksian Intrusi pada Jaringan", Skripsi S-1 Teknik Informatika, Sekolah Teknik Elektro dan Informatika, ITB, Bandung, Indonesia, 2007.
- [13]. M, Saiful Bahri, "Klasifikasi Emosi Sinyal dengan EEG berdasarkan *Emprical Mode Decomotion* dan *Wavelet Packet Decomposition* Menggunakan *Logaritmik Learning for Generalized Classifier Neural Network*", Tesis Magister Teknik Informatika, Intitut Teknologi Sepuluh November, Surabaya, 2017.