

## IMPLEMENTASI HAAR-LIKE FEATURE DAN SVM UNTUK PENGENALAN WAJAH DARI CITRA THERMAL

**Khairul Fajri, Fitri Arnia, Khairul Munadi**

Magister Teknik Elektro, Universitas Syiah Kuala, Banda Aceh

Jurusan Teknik Elektro dan Komputer, Universitas Syiah Kuala, Banda Aceh

Email: khairul09@mhs.unsyiah.ac.id, f.arnia@unsyiah.ac.id,

khairul.munadi@unsyiah.ac.id

### Abstrak

Pengenalan wajah berbasis citra tampak atau visual menimbulkan permasalahan iluminasi yang tidak merata. Iluminasi yang tidak merata ini tidak terjadi pada citra termal. Penelitian ini bertujuan untuk membangun suatu sistem pengenalan wajah berbasis citra termal dengan menggabungkan metode deteksi dan segmentasi wajah menggunakan haar-like feature, metode ekstraksi fitur berbasis tekstur dan klasifikasi menggunakan *support vector machine* (SVM). Citra termal terlebih dahulu dideteksi dan disegmentasi bagian wajah menggunakan metode *haar-like feature*. Setelah proses tersebut, citra diberikan noise atau gangguan untuk menambah variasi citra training. Noise yang ditambahkan adalah *gaussian*, *salt & pepper*, *poison*, *blur* dan kombinasi *blurring* dan *gaussian noise*. Selanjutnya, citra termal tersebut diekstraksi fiturnya menggunakan metode ekstraksi fitur berbasis tekstur, yaitu *gray level co-occurrence matrix* (GLCM), *local binary pattern* (LBP), dan Gabor-wavelet. Kemudian citra termal wajah dilatih menggunakan metode SVM dan menggunakan kernel *radial basis function* (RBF). Pada eksperimen, nilai gamma yang digunakan untuk kernel RBF adalah 10, 1,  $10^{-1}$ ,  $10^{-2}$ , dan  $10^{-3}$ . Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ekstraksi fitur terbaik dalam mengenali wajah menggunakan citra termal adalah metode GLCM dengan tingkat akurasi mencapai 100%. Akurasi ini dicapai dengan menggunakan nilai gamma sebesar  $10^{-1}$  untuk kernel RBF. Hasil terbaik untuk metode LBP adalah 70% akurasi dan untuk metode Gabor-wavelet adalah 40% akurasi. Hal ini menunjukkan bahwa metode GLCM memberikan hasil terbaik dalam ekstraksi fitur citra termal pada sistem klasifikasi pengenalan wajah berbasis citra termal.

**Kata Kunci:** Citra Termal, Pengenalan Wajah, SVM, Fitur Berbasis Tekstur, Haar-Like Feature.

### Abstract

*Facial recognition based on visible or visual imagery creates the problem of uneven illumination. This uneven illumination does not occur in thermal imagery. This study aims to build a thermal image-based facial recognition system by combining facial*

<b>How to cite:</b>	Khairul Fajri, Fitri Arnia, Khairul Munadi (2022) Implementasi Haar-Like Feature Dan Svm Untuk Pengenalan Wajah Dari Citra Thermal, <i>Syntax Literate : Jurnal Ilmiah Indonesia</i> (7)12, <a href="http://dx.doi.org/10.36418/syntax-literate.v7i12.10194">http://dx.doi.org/10.36418/syntax-literate.v7i12.10194</a>
<b>E-ISSN:</b>	2548-1398
<b>Published by:</b>	Ridwan Institute

*detection and segmentation methods using haar-like features, texture-based feature extraction methods and classification using the support vector machine (SVM). Thermal imagery is first detected and segmented on the face using the haar-like feature method. After the process, the image is given noise or interference to increase the variety of training imagery. Added noise is gaussian, salt & pepper, poison, blur and a combination of blurring and gaussian noise. Furthermore, the thermal image is extracted using texture-based feature extraction methods, namely gray level co-occurrence matrix (GLCM), local binary pattern (LBP), and Gabor-wavelet. Then the thermal image of the face is trained using the SVM method and using the radial kernel base function (RBF). In experiments, the gamma values used for the RBF kernel were 10, 1,  $10^{-1}$ ,  $10^{-2}$ , and  $10^{-3}$ . The results showed that the best feature extraction method in recognizing faces using thermal imagery is the GLCM method with an accuracy rate of up to 100%. This accuracy is achieved by using gamma values of  $10^{-1}$  for the RBF kernel. The best result for the LBP method is 70% accuracy and for the Gabor-wavelet method is 40% accuracy. This suggests that the GLCM method provides the best results in the extraction of thermal image features in thermal image-based facial recognition classification systems.*

**Keywords:** *Thermal Imagery, Facial Recognition, SVM, Texture-Based Feature, Haar-Like Feature.*

## **Pendahuluan**

Pengenalan wajah (Face Recognition) merupakan domain ilmu biometrik yang paling digemari oleh banyak peneliti dalam tiga dekade terakhir. Penggunaan citra termal telah menjadi pilihan untuk proses pengenalan wajah karena memiliki banyak kelebihan yang tidak terdapat pada citra tampak (visible image). Aplikasi pengenalan wajah telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang terutama dalam sistem keamanan. Pengenalan pola wajah dari citra termal telah dilakukan oleh banyak peneliti seperti [1-2]. Berbagai metode digunakan untuk mengenali wajah dari citra termal. Mulai dari penggunaan fitur tunggal sampai menggunakan beberapa fitur untuk mengenali wajah dari citra termal.

Beberapa penelitian juga menggabungkan antara citra termal dan citra visual untuk mengenali wajah, seperti pada penelitian zhang dkk pada 2018 (T. Zhang et al., 2018) dan juga penelitian (Wan et al., 2018). Penelitian menjadi menarik ketika masing-masing metode yang dipakai menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda. Waktu proses juga sangat ditentukan dari banyaknya fitur yang digunakan. Semakin banyak fitur tentunya akan semakin tinggi tingkat akurasi yang diperoleh, namun akan berbanding terbalik dengan waktu yang dibutuhkan untuk mengenali wajah.

Pengenalan wajah membutuhkan teknik yang tepat agar menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Beberapa penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk memanfaatkan citra termal dalam proses pengenalan wajah. Penelitian (J.-G. Wang & Sung, 2007) menggunakan pendekatan matematis dalam pendeteksian wajah dari citra termal. Hal ini

dilakukan dengan membentuk suatu modeling. Peneliti ini juga menggabungkan pendeteksian dengan citra tampak. Tahap awal yang dilakukan adalah membuat bentuk 3D dari pola wajah. Pola ini nantinya akan dilakukan pencocokan dengan citra termal. Peneliti (Wong et al., 2012), menggunakan geometri kurva kepala dalam mengekstraksi pola wajah dari citra termal. Nilai 90,68% adalah hasil akurasi rata-rata dari metode ini dengan posisi gambar yang diambil dalam jarak dekat, 92,12% untuk gambar jarak jauh dan 91,4% untuk gambar secara keseluruhan.

Beberapa penelitian menggunakan teknik deep learning dalam sistem pengenalan wajah berbasis citra termal. Wu menggunakan konsep convolutional neural network (CNN) dalam mengenali wajah menggunakan citra termal. Hasil akurasi yang diperoleh mencapai 100% untuk citra termal yang tidak mempunyai iluminasi yang baik (Wu et al., 2016). Selanjutnya, Sayed juga menggunakan CNN untuk autentikasi wajah menggunakan citra termal. Nilai akurasi yang diperoleh mencapai 99% (Sayed & Baker, 2018). Namun, seperti diketahui bahwa pendekatan menggunakan deep learning membutuhkan dataset dan sumber daya yang besar, sehingga menggunakan konsep ekstraksi fitur biasa dan teknik klasifikasi tradisional seperti SVM masih menjadi pilihan.

Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan suatu metode pengenalan wajah dari citra termal dengan tingkat akurasi yang lebih baik. Pengenalan wajah dalam penelitian ini dilakukan dengan pendekatan metode Haar-Like Feature dan SVM. Haar-Like Feature adalah salah satu metode pengenalan objek yang didasarkan pada fitur berbentuk rectangular (persegi) (Papageorgiou et al., 1998). Membagi objek yang akan dikenali menjadi bentuk persegi yang spesifik sehingga objek dapat dikenali dengan lebih cepat. Selanjutnya, metode pembangkitan fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah pembangkitan fitur berbasis tekstur. Menurut Wang, pembangkitan fitur yang tepat pada pengenalan citra termal wajah adalah fitur berbasis tekstur (S. Wang et al., 2008). Hal ini diperkuat oleh kajian mendalam dari Hermosilla (Hermosilla et al., 2012). Pada penelitian ini, fitur tekstur yang digunakan adalah gray level co-occurrence matrix (GLCM) (Hermosilla et al., 2012), local binary pattern (LBP) (Ojala et al., 2000), dan Gabor-wavelet (Z. Zhang et al., 1998). Proses klasifikasi wajah yang dikenali dan tidak dikenali dilakukan dengan pendekatan metode SVM.

### **Haar-like feature**

Haar-Like Feature adalah suatu metode pengenalan objek yang didasarkan pada fitur berbentuk rectangular (persegi). Masing-masing fitur dari Haar-Like Feature didefinisikan pada bentuk dari fitur, yaitu koordinat dari fitur dan juga ukuran dari fitur tersebut. Objek akan dikenali berdasarkan nilai sederhana dari fitur, bukan nilai piksel dari image obyek tersebut. Kelebihan utama teknik pengenalan objek dengan metode ini adalah waktu komputasi yang sangat cepat, jumlah piksel dalam persegi menjadi acuan dalam metode ini, bukan setiap nilai piksel dari sebuah citra.

### **Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)**

Gray level co-occurrence matrix (GLCM) adalah suatu teknik yang menerapkan konsep dasar statistik dari distribusi intensitas piksel dalam sebuah citra. Konsep co-occurrence matriks muncul dikarenakan secara umum fitur dari nilai statisti dasar seperti nilai mean dan variance tidak dapat mewakili informasi yang terkandung dalam sebuah citra. Oleh karena itu, diusulkan nilai statistik dari nilai orde tinggi dari sebuah intensitas piksel, termasuk di dalamnya adalah matriks co-occurrence (Mirmehdi, 2008).

Sebelum dilakukan proses ekstraksi fitur GLCM, terlebih dahulu diekstraksi matriks co-occurrence-nya. Teknik GLCM paling sederhana adalah dengan membangkitkan matriks co-occurrence yang berupa perubahan nilai piksel dengan tetangganya. Konsep perubahan ini dengan mengikuti tetangga yang berada pada sudut 00, 450, 900 dan 1350.

Fitur yang dapat dibangkitkan menggunakan matriks *co-coccurance* diantaranya adalah fitur *entropy*, *contrast*, *correlation*, *homogeneity*, dan *energy*. Fitur *contrast* dirumuskan sebagai berikut (Soh & Tsatsoulis, 1999):

$$Contrast = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L |i - j|^2 GLCM(i, j)$$

Dimana  $GLCM(i, j)$  adalah matriks *co-occurance*,  $i$  dan  $j$  adalah koordinat dari matriks *co-occurance*. Fitur *correlation* dirumuskan sebagai.

$$Correlation = \sum_i^L \sum_j^L \frac{(i - \mu_i^2)(j - \mu_j^2)GLCM(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

Dimana  $\mu$  dan  $\sigma$  adalah nilai rata-rata dan standar deviasi dari matrik  $GLCM(i, j)$ . Fitur *homogeneity* dirumuskan sebagai

$$Homogeneity = \sum_i^L \sum_j^L \frac{GLCM(i, j)}{1 + |i - j|}$$

dan fitur *energy* dirumuskan sebagai

$$Energy = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i, j)^2$$

dan fitur *entropy* dirumuskan sebagai

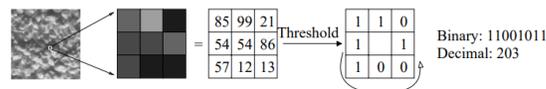
$$Entropy = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i, j) - \log(GLCM(i, j))$$

### Local Binary Pattern (LBP)

*Local Binary Pattern* (LBP) adalah salah satu teknik membangkitkan fitur menggunakan informasi tekstur dari sebuah citra. Penggunaan fitur LBP pertama kali diperkenalkan oleh Ojala (Ojala et al., 2000). LBP memanfaatkan nilai tetangga dalam

menentukan fitur yang akan dibangkitkan. LBP punya sifat yang sederhana dalam proses perhitungan fiturnya.

Pada dasarnya, LBP menghitung fitur berdasarkan nilai tekstur tetangganya dan dibandingkan dengan suatu nilai ambang yang diambil dari nilai piksel ditengah dalam suatu area yang berukuran 3x3. Jika nilai dari tetangganya lebih besar dari nilai titik tengah area 3x3, maka diberikan nilai 1, sedangkan jika lebih kecil diberikan nilai 0. Kemudian semua nilai 1 atau 0 dari matriks 3x3 digabungkan dan diubah menjadi nilai desiman. Nilai desimal itulah yang menjadi fitur dari LBP. Gambar 1 menunjukkan ilustrasi bagaimana konsep LBP yang sederhana.



**Gambar 1 Konsep dasar LBP [15]**

Dalam perkembangannya, LBP berkembang menjadi lebih jauh dengan melakukan berbagai pendekatan baru, seperti jumlah piksel per area. Jika pada awalnya LBP hanya dihitung pada area 3x3, maka dalam perkembangannya LBP bisa dihitung dari matriks area 5x5 atau pun 7x7.

### Gabor Wavelet

Gabor-wavelets menyimpan struktur lokal dari gambar yang sesuai dengan frekuensi spasialnya, lokasi spasial, dan selektivitas orientasi (Liu et al., 2012). Oleh karena itu, mereka secara ekstensif diterapkan pada beberapa domain penelitian termasuk analisis tekstur dan segmentasi gambar. Dalam domain spasial, filter Gabor dua dimensi adalah fungsi kernel Gaussian yang dimodulasi oleh gelombang bidang sinusoidal yang kompleks, didefinisikan sebagai (Nabizadeh & Kubat, 2015):

$$G(x, y) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp(j2\pi f x' + \phi)$$

dimana  $x'$  dan  $y'$  didefinisikan sebagai

$$\begin{aligned} x' &= x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' &= -x \sin \theta + y \cos \theta \end{aligned}$$

dimana  $f$  adalah frekuensi sinusoid,  $\theta$  adalah orientasi normal untuk garis-garis paralel dari fungsi Gabor,  $\phi$  adalah fase offset,  $\sigma$  adalah standar deviasi dari amplop Gaussian dan  $\gamma$  adalah rasio aspek spasial yang menentukan sifat elipsitas dari fungsi Gabor. Biasanya, peneliti menggunakan filter Gabor-wavelet dalam lima skala berbeda dan delapan orientasi.

### Support Vector Machine (SVM)

Pengenalan wajah secara umum dilakukan melalui empat tahapan yaitu akuisisi citra, segmentasi citra, ekstraksi ciri dan klasifikasi citra. Support Vector Machine (SVM) dipilih sebagai metode untuk klasifikasi citra yang dalam hal ini dikelompokkan menjadi citra wajah yang dikenali dan citra wajah yang tidak dikenali. Konsep SVM dapat

dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space.

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua class dapat ditemukan dengan mengukur margin hyperplane tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara hyperplane dengan pattern terdekat dari masing-masing class. Pattern yang paling dekat ini disebut sebagai support vector. Vapniks adalah orang yang pertama kali menemukan teknik SVM, saat itu digunakan untuk klasifikasi biner. Dalam perkembangannya teknik SVM juga digunakan untuk klasifikasi banyak kelas (multiclass). Multiclass Classifier dilakukan dengan menggabungkan banyak SVM biner. Terdapat dua pendekatan yang paling populer digunakan yaitu metode satu lawan semua (One Against All) dan metode satu lawan satu (One Against One) (Hsu & Lin, 2002).

## Metode Penelitian

### Dataset

Citra termal menjadi objek dalam penelitian ini. Citra termal mempunyai kelebihan tersendiri dibandingkan dengan citra visual biasa. Salah satunya disebabkan oleh tidak adanya gangguan karena ketidakseragaman pencahayaan. Gambar 2 menunjukkan contoh citra termal yang digunakan pada penelitian ini.



**Gambar 2** Contoh citra termal sebagai objek penelitian

Citra yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 10 orang. Setiap orang dianggap sebagai satu kategori atau satu kelas. Setiap satu orang terdiri dari delapan citra, sehingga total citra yang digunakan untuk penelitian ini adalah 80 citra termal. Sebanyak tujuh puluh citra digunakan pada proses training dan sepuluh citra digunakan pada tahapan testing. Sebelum digunakan pada tahapan ekstraksi fitur dan klasifikasi, terlebih dahulu citra termal disegmentasi menggunakan metode haar-like feature.

## Metode Penelitian

Setelah ditetapkan metode yang digunakan dalam penyelesaian masalah, maka langkah selanjutnya membuat alur kerja penelitian sebagai kerangka kerja dalam melakukan penelitian. Gambar 3 menunjukkan alur dari tahapan penelitian. Berikut adalah alur kerja yang digunakan dalam melakukan penelitian ini.

### 1. Akuisi Citra atau pengambilan Citra.

Ini merupakan tahapan awal dalam mengumpulkan citra termal. Saat pengambilan gambar juga akan dilakukan penamaan terhadap masing-masing citra yang diambil. Tahapan ini juga dilakukan pembersihan citra sehingga mudah dibaca untuk dapat diolah pada tahapan berikutnya.

### 2. Proses Segmentasi Citra.

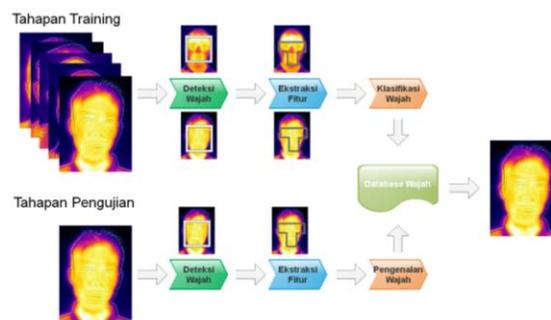
Tahapan berikutnya adalah segmentasi citra termal, hal ini bertujuan untuk memperkecil ROI dari citra. Proses ini dimaksudkan untuk membagi daerah citra kedalam area deteksi yang lebih spesifik. Adapun daerah yang menjadi ROI adalah mata, hidung dan mulut.

### 3. Ekstraksi Fitur.

Ekstraksi fitur dilakukan untuk menandai suatu citra termal dengan ciri tertentu, sehingga akan membedakan citra tersebut dengan citra wajah yang lainnya.

### 4. Klasifikasi Citra.

Setelah mendapati ciri dari citra termal, maka tahapan berikutnya adalah melakukan klasifikasi terhadap citra tersebut. Tahapan ini menggunakan metode SVM.



Gambar 3. Alur tahapan penelitian

## Evaluasi

Hasil dari masing-masing pengujian diukur kinerja dengan menggunakan metode accuracy. Accuracy adalah metode evaluasi hasil pengenalan yang sudah tersedia pada *library libsvm 3.24*. Accuracy dirumuskan dengan :

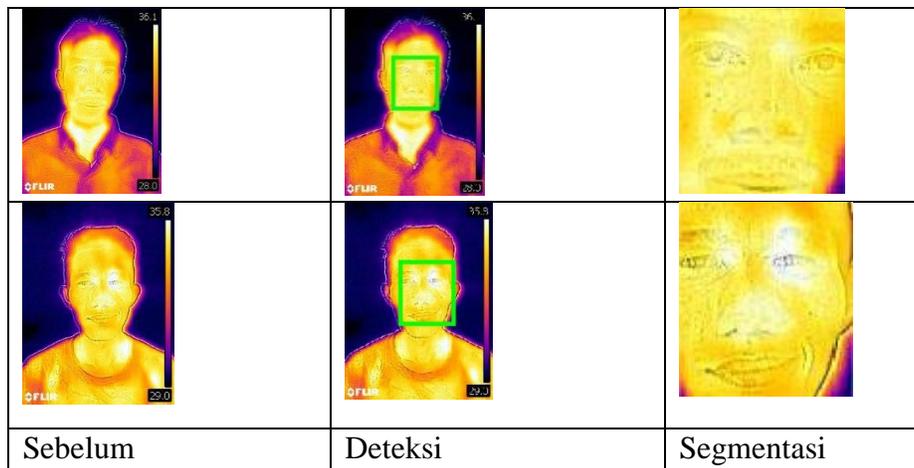
$$Accuracy = \frac{\text{data yang diprediksi dengan tepat}}{\text{total pengujian}}$$

### Hasil Dan Pembahasan

Pada bagian hasil dan pembahasan dipaparkan hasil penelitian implementasi haar-like feature dan SVM untuk klasifikasi wajah. Sebelum dilakukan proses klasifikasi menggunakan SVM, citra terlebih dahulu dilakukan ekstraksi fitur menggunakan tiga metode ekstraksi fitur, yaitu gray level co-occurrence matrix (GLCM), local binary pattern (LBP), dan Gabor-wavelet. Citra masukan untuk ekstraksi fitur ini didapatkan setelah dilakukan deteksi wajah dan segmentasi menggunakan haar-like feature.

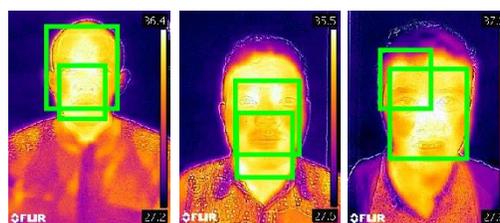
#### Hasil segmentasi

Sebelum dilakukan proses klasifikasi wajah, maka dataset masukan terlebih dahulu disegmentasi menggunakan metode Haar-like feature. Jumlah dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri 15 kelas, dimana 10 kelas berhasil disegmentasi dengan baik dan 5 kelas gagal disegmentasi. Gambar 4.1 menunjukkan contoh hasil segmentasi wajah menggunakan menggunakan haar-like feature.



**Gambar 4. Hasil deteksi wajah dan segmentasi menggunakan haar-like feature**

Adapun beberapa kelas citra termal yang gagal disegmentasi terjadi karena dua hal: karena haar-like feature mendeteksi dua wajah dalam satu citra dan karena tidak haar-like feature gagal mendeteksi wajah dalam citra tersebut. Gambar 5 dan 6 menunjukkan citra yang gagal disegmentasi menggunakan haar-like feature.



**Gambar 5. Haar-like feature mendeteksi dua wajah dalam satu citra**



**Gambar 6. Haar-Like Feature Tidak Dapat Mendeteksi Wajah**

Dari total lima belas kategori objek atau orang yang digunakan pada penelitian ini, ada 10 kelas yang berhasil dideteksi dan disegmentasi dengan baik. Persentasi keberhasilan haar-like feature dalam segmentasi wajah dalam penelitian ini adalah 10/15 atau 67%. Citra hasil deteksi dan segmentasi menggunakan haar-like features menjadi masukan dalam proses ekstraksi fitur dan klasifikasi.

**Hasil Klasifikasi sesudah segmentasi**

Dalam proses klasifikasi wajah, metode klasifikasi yang digunakan adalah metode support vector machine (SVM). Metode SVM dikenal sangat bagus dalam proses klasifikasi citra. Metode SVM membutuhkan beberapa parameter utama dalam menjalankan fungsinya sebagai metode klasifikasi. Kernel yang digunakan pada penelitian ini adalah kernel radial basis function (RBF). Penggunaan kernel RBF pada proses klasifikasi membutuhkan suatu variabel yaitu nilai gamma yang digunakan pada kernel tersebut. Nilai gamma yang digunakan adalah  $10^{-1}$ .

**Hasil Klasifikasi menggunakan GLCM**

Dengan menggunakan pembangkitan fitur GLCM, maka jumlah fitur yang menjadi masukan pada SVM sebanyak 20 fitur yaitu berupa fitur entropy, contrast, energy, homogeneity, dan correlation. Masing-masing fitur tersebut mempunyai 5 nilai fitur. Tabel 1 menunjukkan hasil klasifikasi wajah menggunakan metode GLCM dan SVM menggunakan kernel RBF dan nilai gamma  $10^{-1}$ .

**Tabel 1**  
**Hasil klasifikasi wajah menggunakan GLCM dan SVM dengan kernel RBF dan nilai gamma  $10^{-1}$**

Citra uji	Prediksi	Label	Keterangan
	1	1	Dikenali
	2	2	Dikenali

	3	3	Dikenali
	4	4	Dikenali
	5	5	Dikenali
	6	6	Dikenali
	7	7	Dikenali
	8	8	Dikenali
	9	9	Dikenali
	10	10	Dikenali
Akurasi		100%	

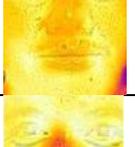
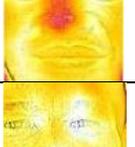
Berdasarkan Tabel 1, jumlah objek yang dikenali oleh metode klasifikasi adalah 10 dari 10 orang. Oleh karena itu, akurasi dari sistem pengenalan wajah citra termal menggunakan gabungan GLCM dan SVM adalah 100%. Fitur GLCM dapat dideteksi dengan sangat baik oleh SVM menggunakan kernel RBF dengan nilai gamma  $10^{-1}$ . SVM dengan kernel RBF dan nilai gamma  $10^{-1}$  mampu mengenali dengan baik setiap wajah yang menjadi citra uji. Hasil ini merupakan hasil terbaik yang diperoleh dalam sistem penenalan wajah berbasis citra termal ini.

#### **Hasil Klasifikasi menggunakan LBP**

Dalam proses klasifikasi wajah, metode klasifikasi yang digunakan adalah metode support vector machine (SVM). Metode SVM dikenal sangat bagus dalam proses klasifikasi citra. Metode SVM membutuhkan beberapa parameter utama dalam

menjalankan fungsinya sebagai metode klasifikasi. Kernel yang digunakan pada penelitian ini adalah kernel radial basis function (RBF). Penggunaan kernel RBF pada proses klasifikasi membutuhkan suatu variabel yaitu nilai gamma yang digunakan pada kernel tersebut. Nilai gamma yang digunakan adalah  $10^{-1}$ .

**Tabel 2**  
**Hasil klasifikasi wajah menggunakan GLCM dan SVM dengan kernel RBF dan nilai gamma  $10^{-1}$**

Citra uji	Prediksi	Label	Keterangan
	1	1	Dikenali
	9	2	Tidak dikenali
	8	3	Tidak dikenali
	4	4	Dikenali
	5	5	Dikenali
	4	6	Tidak dikenali
	7	7	Dikenali
	8	8	Dikenali

	9	9	Dikenali
	10	10	Dikenali
Akurasi		70%	

Berdasarkan Tabel 42, jumlah objek yang dikenali oleh metode klasifikasi SVM adalah 7 dari 10 orang. Objek kedua, ketiga dan keenam tidak dikenali dengan benar, akan tetapi dikenali sebagai orang kesembilan, kedelapan, dan keempat. Oleh karena itu, akurasi dari sistem pengenalan wajah citra termal menggunakan gabungan LBP dan SVM adalah 70%.

**Hasil Klasifikasi menggunakan Gabor-Wavelet**

Dalam proses klasifikasi wajah, metode klasifikasi yang digunakan adalah metode support vector machine (SVM). Metode SVM dikenal sangat bagus dalam proses klasifikasi citra. Metode SVM membutuhkan beberapa parameter utama dalam menjalankan fungsinya sebagai metode klasifikasi. Kernel yang digunakan pada penelitian ini adalah kernel radial basis function (RBF). Penggunaan kernel RBF pada proses klasifikasi membutuhkan suatu variabel yaitu nilai gamma yang digunakan pada kernel tersebut. Nilai gamma yang digunakan adalah  $10^{-3}$ .

**Tabel 3**  
**Hasil klasifikasi wajah menggunakan GLCM dan SVM dengan kernel RBF dan nilai gamma  $10^{-3}$**

Citra uji	Prediksi	Label	Keterangan
	6	1	Tidak dikenali
	6	2	Tidak dikenali
	8	3	Tidak dikenali
	4	4	Dikenali

## Implementasi Haar-Like Feature Dan Svm Untuk Pengenalan Wajah Dari Citra Thermal

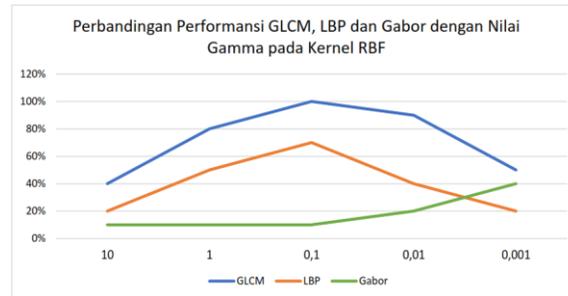
	6	5	Tidak dikenali
	6	6	Dikenali
	7	7	Dikenali
	6	8	Tidak dikenali
	10	9	Tidak dikenali
	10	10	Dikenali
Akurasi		40%	

Berdasarkan Tabel 3, jumlah objek yang dikenali oleh metode klasifikasi adalah 4 dari 10 orang. Oleh karena itu, akurasi dari sistem pengenalan wajah citra termal menggunakan gabungan Gabor dan SVM adalah 40%. Penggunaan nilai gamma  $10^{-3}$  lebih baik dari nilai sebelumnya namun masih sangat rendah untuk dapat diimplementasikan ke dalam sistem pengenalan wajah berbasis citra termal.

### **Perbandingan fitur GLCM, LBP, dan Gabor**

Gambar 7 menunjukkan pengaruh nilai gamma dari kernel RBF dalam proses klasifikasi wajah dari citra termal menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM, LBP, dan Gabor sebagai fitur dan SVM sebagai metode klasifikasi. Nilai gamma terbaik yang diperoleh adalah  $10^{-1}$ . Berdasarkan Gambar 4.4, jika nilai gamma semakin membesar dari  $10^{-1}$ , maka kinerja kernel RBF dan SVM semakin menurun. Selanjutnya, semakin kecil nilai gamma, kinerja kernel RBF dan SVM juga semakin menurun. Hal sebaliknya ditunjukkan oleh grafik akurasi klasifikasi menggunakan filter Gabor. Semakin kecil nilai gamma, maka semakin besar nilai akurasi menggunakan fitur Gabor. Namun, akurasi yang dihasilkan masih sangat rendah dibandingkan dengan hasil klasifikasi menggunakan filter GLCM atau LBP. Secara umum, kinerja GLCM lebih baik dari pada kinerja LBP dan Gabor. Berdasarkan Gambar 7, grafik kinerja GLCM berada di atas grafik LBP dan Gabor,

sehingga dapat disimpulkan kinerja GLCM lebih baik dari pada LBP dan Gabor menggunakan kernel RBF.



**Gambar 7. Perbandingan kinerja nilai gamma dari kernel RBF terhadap GLCM, LBP, dan Gabor**

### Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah klasifikasi wajah berbasis citra termal menggunakan metode support vector machine (SVM) telah berhasil dibangun dengan memanfaatkan metode ekstraksi fitur gray level co-occurrence matrix (GLCM), local binary pattern (LBP), dan Gabor-wavelet. Sebelum dilakukan proses ekstraksi fitur dan klasifikasi, citra termal masukan terlebih dahulu dideteksi bagian wajahnya menggunakan metode haar-like feature dan kemudian disegmentasi. Segmentasi yang dilakukan menggunakan haar-like feature gagal dilakukan terhadap empat objek atau empat orang. Hal ini terjadi karena haar-like gagal mendeteksi letak wajah atau ada dua wajah yang terdeteksi dalam satu citra. Kernel yang digunakan dalam penelitian ini adalah radial basis function (RBF) dengan nilai gamma terbaik adalah  $10^{-1}$ . Dengan memanfaatkan kernel RBF dan nilai gamma  $10^{-1}$ , akurasi yang dicapai adalah 100%. Akurasi ini diperoleh menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM. Sedangkan dengan menggunakan metode LBP dan Gabor-wavelet, akurasi yang dicapai masing-masing hanya 70% dan 10%. Hasil terbaik menggunakan fitur Gabor-wavelet adalah 40% dengan nilai gamma  $10^{-3}$ . Penelitian ke depan diharapkan mengumpulkan dataset yang lebih banyak sehingga membuat proses training berjalan lebih baik. Penerapan klasifikasi wajah juga perlu ditinjau menggunakan metode deep learning. Deep learning sudah menunjukkan hasil yang sangat memuaskan untuk beberapa kasus. Sehingga sangat disarankan menerapkan deep learning dalam proses klasifikasi wajah berbasis citra termal.

## BIBLIOGRAFI

- Budianto, A., Kusdarini, E., Masfufiah, I., Nareswaranandya, N., Ramadhani, A. N., Oktafiana, B., ... & El Hafizah, N. (2022). Capaian Kinerja LPPM ITATS. Capaian Kinerja LPPM ITATS, 1(3). [Google Scholar](#).
- Hermosilla, G., Ruiz-del-Solar, J., Verschae, R., & Correa, M. (2012). A comparative study of thermal face recognition methods in unconstrained environments. *Pattern Recognition*, 45(7), 2445–2459. [Google Scholar](#).
- Hsu, C.-W., & Lin, C.-J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13(2), 415–425. [Google Scholar](#).
- Liu, Y., Muftah, M., Das, T., Bai, L., Robson, K., & Auer, D. (2012). Classification of MR tumor images based on gabor wavelet analysis. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 32(1), 22–28. [Google Scholar](#).
- Mirmehdi, M. (2008). *Handbook of texture analysis*. Imperial College Press. [Google Scholar](#).
- Nabizadeh, N., & Kubat, M. (2015). Brain tumors detection and segmentation in MR images: Gabor wavelet vs. statistical features. *Computers & Electrical Engineering*, 45, 286–301. [Google Scholar](#).
- Ojala, T., Pietikäinen, M., & Mäenpää, T. (2000). Gray scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *European Conference on Computer Vision*, 404–420. [Google Scholar](#).
- Papageorgiou, C. P., Oren, M., & Poggio, T. (1998). A general framework for object detection. *Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271)*, 555–562. [Google Scholar](#).
- Ressel, R., Frost, A., & Lehner, S. (2015). A neural network-based classification for sea ice types on X-band SAR images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(7), 3672–3680. [Google Scholar](#).
- Sayed, M., & Baker, F. (2018). Thermal face authentication with convolutional neural network. *J. Comput. Sci*, 14(12), 1627–1637. [Google Scholar](#).
- Soetedjo, A., & Somawirata, I. K. (2016). Sistem Pemandu Pengemudi Berbasis Kamera Embeded. [Google Scholar](#).
- Soh, L.-K., & Tsatsoulis, C. (1999). Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(2), 780–795. [Google Scholar](#).

- Su, H., Wang, Y., Xiao, J., & Li, L. (2013). Improving MODIS sea ice detectability using gray level co-occurrence matrix texture analysis method: A case study in the Bohai Sea. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 85, 13-20. [Google Scholar](#).
- Wan, Q., Rao, S. P., Kaszowska, A., Voronin, V., Panetta, K., Taylor, H. A., & Agaian, S. (2018). Face description using anisotropic gradient: thermal infrared to visible face recognition. *Mobile Multimedia/Image Processing, Security, and Applications 2018*, 10668, 160–170. [Google Scholar](#).
- Wang, J.-G., & Sung, E. (2007). Facial feature extraction in an infrared image by proxy with a visible face image. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 56(5), 2057–2066. [Google Scholar](#).
- Wang, S., Lv, S., & Wang, X. (2008). Infrared facial expression recognition using wavelet transform. *2008 International Symposium on Computer Science and Computational Technology*, 2, 327–330. [Google Scholar](#).
- Wong, W. K., Hui, J. H., Desa, J. B. M., Ishak, N. I. N. B., Sulaiman, A. Bin, & Nor, Y. B. M. (2012). Face detection in thermal imaging using head curve geometry. *2012 5th International Congress on Image and Signal Processing*, 881–884. [Google Scholar](#).
- Wu, Z., Peng, M., & Chen, T. (2016). Thermal face recognition using convolutional neural network. *2016 International Conference on Optoelectronics and Image Processing (ICOIP)*, 6–9. [Google Scholar](#).
- Zhang, T., Wiliem, A., Yang, S., & Lovell, B. (2018). TV-GAN: Generative adversarial network based thermal to visible face recognition. *2018 International Conference on Biometrics (ICB)*, 174–181. [Google Scholar](#).
- Zhang, Z., Lyons, M., Schuster, M., & Akamatsu, S. (1998). Comparison between geometry-based and gabor-wavelets-based facial expression recognition using multi-layer perceptron. *Proceedings Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 454–459. [Google Scholar](#).

**Copyright holder:**

F. F. Nurbaihaqi, Rini Andari, Caria Ningsih (2022)

**First publication right:**

Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia

**This article is licensed under:**

