

## Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan LGBP dan SVM

Erwin Yulizar Fardani<sup>1</sup>, Anditya Arifianto<sup>2</sup>, Kurniawan Nur Ramadhani<sup>3</sup>

#Prodi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

Jl. Telekomunikasi Terusan Buah Batu Bandung 40257 Indonesia 1

<sup>1</sup>erwinulizar@students.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>anditya@telkomuniversity.ac.id,

<sup>3</sup>kurniawannurr@telkomuniversity.ac.id

---

### Abstrak

Ekspresi wajah merupakan komunikasi non-verbal. Ekspresi wajah memuat informasi tentang emosi dan kondisi kejiwaan seseorang. Karena memuat informasi tentang emosi pada seseorang, maka dapat digunakan pada bidang periklanan, apakah dengan iklan suatu produk orang menjadi tertarik atau tidak. Untuk hal itu penulis melakukan analisis mengenai pengenalan ekspresi wajah menggunakan metode penggabungan Local Gabor Binary Pattern (LGBP) dan Support Vector Machine (SVM). Analisis menggunakan wajah dari database Japanese Female Facial Expression (JAFFE). Hasil utama dari program yang dibuat menampilkan label dari ekspresi dari wajah yang dimasukkan ke program dengan akurasi sistem sebesar 69%.

**Kata Kunci:** Pengenalan ekspresi, Local Gabor Binary Pattern (LGBP), Support Vector Machine (SVM), Japanese Female Facial Expression (JAFFE).

---

### Abstract

Facial expressions are non-verbal communication. Facial expressions contain information about one's emotions and mental state. Because it contains information about an emotion on a person, it can be used in the advertising field, whether by advertising a product people become interested or not. To that end, the authors conducted an analysis of facial expression recognition using the method of merging Local Gabor Binary Pattern (LGBP) and Support Vector Machine (SVM). The analysis uses faces from the Japanese Female Facial Expression (JAFFE) database. The main results of the program created display the label of the expression of the faces entered into the program with 69% accuracy.

**Keywords:** Expression Recognition, Local Gabor Binary Pattern (LGBP), Support Vector Machine (SVM), Japanese Female Facial Expression (JAFFE).

---

## 1. Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang

Ekspresi wajah merupakan cara komunikasi non-verbal yang memuat informasi tentang emosi dan kondisi kejiwaan seseorang. Menurut Paul Ekman, ekspresi wajah diklasifikasikan kedalam 6 ekspresi dasar (senang, marah, jijik, takut, sedih, dan terkejut) [1]. Ekspresi dapat dilihat dengan memperhatikan komponen pada wajah seperti mata, alis, dahi, dan mulut. Hal ini dapat digunakan pada bidang periklanan. Dengan melihat ekspresi wajah, kita akan tahu apakah orang yang melihat iklan tersebut antusias atau malah tidak tertarik sama sekali.

Penelitian untuk mengenali ekspresi wajah telah dilakukan beberapa tahun terakhir. Pada penelitian yang dilakukan oleh Azmi et al [2], pengenalan ekspresi wajah menggunakan data dari database Japanese Female Facial Expression (JAFFE) [3]. Penelitian tersebut menggunakan Local Gabor Binary Pattern untuk mengekstraksi ciri dari wajah dan k-Nearest Neighbor sebagai penggolong untuk menentukan label dari ekspresi wajah. Pada penelitian yang dilakukan, proses ekstraksi ciri wajah dilakukan 5 kali yaitu ekstraksi wajah secara utuh, wajah bagian atas, wajah bagian bawah, hanya bagian mata, dan hanya bagian mulut. Didapatkan akurasi rata-rata dari penelitian tersebut sebesar 96,25%.

Pada Tugas Akhir ini, diterapkan metode Local Gabor Binary Pattern (LGBP) dan Support Vector Machine (SVM). LGBP merupakan kombinasi dari Gabor filter dan Local Binary Pattern (LBP). Pengekstraksian ciri menggunakan metode LGBP akan mengekstraksi ciri wajah berdasarkan histogram pada citra wajah. LGBP kuat terhadap dalam mengenali berbagai macam kondisi pada citra dan perbedaan iluminasi pada citra. Sedangkan SVM digunakan setelah pemrosesan ekstraksi ciri. SVM merupakan metode klasifikasi data dengan menggunakan hyperplane sebagai bidang pemisah. Tidak semua data dapat dipisah dengan linearly separable, oleh karena itu SVM menggunakan fungsi kernel untuk mentransformasi

data agar dapat dipisahkan secara linearly separable. Dengan adanya bidang pemisah tersebut maka ciri dari wajah bisa dikelompokkan berdasarkan bagiannya masing-masing.

## 1.2 Topik dan Batasannya

Ekspresi wajah dapat merepresentasikan perasaan seseorang terhadap suatu kejadian. Dengan ekspresi wajah, manusia dapat berkomunikasi tanpa mengucapkan satu kata (non-verbal). Seiring dengan perkembangan teknologi, manusia bebas berekspresi di media social seperti contohnya facebook dan Instagram. Dengan hanya melihat foto dari ekspresi wajah tersebut kita bisa tahu apa yang sedang dirasakan oleh orang itu. Dalam perkembangan periklanan, ekspresi wajah dapat dijadikan sebagai patokan apakah orang yang melihat iklan dari sebuah produk tersebut tertarik atau tidak.

Ekspresi wajah merupakan salah satu aspek terpenting yang bertanggung jawab untuk menerjemahkan perhatian langsung dan emosi visual manusia. Pada tahun 1971 Ekman dan Friesen membuat metode baru untuk mendeteksi ekspresi wajah tanpa melihat etnis dan budayanya. Ekspresi wajah terdiri dari 6 ekspresi dasar (senang, jijik, marah, terkejut, sedih, takut) dan 1 ekspresi netral. Ekspresi wajah biasanya ditunjukkan oleh bagian lokal wajah seperti dahi, mata, alis, dan mulut. Ekspresi wajah dibuat oleh pergerakan otot wajah yang atau yang biasa dikenal dengan *Facial Action Units* (FAUs) [3].

Penelitian pada tugas akhir ini menggunakan data dari *Japanese Female Facial Expressions* (JAFFE) [4] sebagai data latih dan data uji. Pada tugas akhir ini mengusulkan metode Local Gabor Binary Pattern (LGBP) sebagai pengekstraksi ciri dan SVM sebagai pengklasifikasi pada penelitian tugas akhir ini. Metode ini diambil untuk meningkatkan akurasi pengenalan yang dilakukan oleh paper acuan yang dimana menggunakan metode KNN dan mendapatkan akurasi sebesar 96.25% dari ketujuh ekspresi dasar. Filter gabor yang dipakai pada penelitian ini menggunakan 5 frekuensi (0, 1, 2, 3, 4) dan 8 orientasi ( $0^{\circ}$ ,  $30^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$ ,  $60^{\circ}$ ,  $90^{\circ}$ ,  $120^{\circ}$ ,  $135^{\circ}$ ,  $150^{\circ}$ ) dan LBP menggunakan 8 *neighbor*. Untuk klasifikasi SVM pada penelitian ini, digunakan metode perbandingan *one vs one* dan *one vs all*, serta kernel yang digunakan yaitu *polynomial*, *rbf*, dan *linear*.

Berdasarkan bahasan yang sudah dijelaskan diatas, rumusan masalah yang dapat diangkat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana membuat sistem pengenalan ekspresi wajah dengan menggunakan LGBP dan SVM ?
2. Perbandingan manakah yang paling baik ?
3. Apakah pengaruh kernel terhadap performansi sistem ?

## 1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah dan batasan – batasan yang telah dirumuskan, diharapkan penelitian tugas akhir ini dapat mencapai tujuan penulis, yaitu :

1. Mengetahui frekuensi dan orientasi filter gabor yang terbaik
2. Mengetahui perbandingan *one vs one* atau *one vs all* yang paling baik.
3. Mengetahui pengaruh kernel pada performansi sistem.
4. Membangun sistem pengenalan ekspresi wajah (senang, sedih, marah, jijik, terkejut, dan sedih) dari dataset JAFFE.

## 1.4 Organisasi Tulisan

Laporan penelitian tugas akhir ini disusun dengan sistematika sebagai berikut:

1. Pendahuluan  
Pada bagian ini berisikan penjelasan tentang latar belakang, topik dan batasannya, tujuan, serta organisasi tulisan pada penelitian tugas akhir ini.
2. Studi Terkait  
Pada bagian ini berisikan tentang teori – teori dan literature terkait yang digunakan untuk meneliti tugas akhir ini.
3. Sistem yang Dibangun  
Pada bagian ini berisikan tentang penjelasan proses sistem yang dibangun untuk mengerjakan penelitian tugas akhir ini.

4. Evaluasi  
Pada bagian ini berisikan tentang dokumentasi dan hasil analisis penelitian yang sudah dilakukan pada tugas akhir ini.
5. Kesimpulan  
Pada bagian ini berisikan tentang kesimpulan penelitian dari hasil tugas akhir ini.

## 2. Studi Terkait

### 2.1 Local Gabor Binary Pattern (LGBP)

Local Gabor Binary Pattern (LGBP) merupakan metode yang menggabungkan filter Gabor dan Local Binary Pattern (LBP). Tahap penggunaan metode LGBP adalah dengan memfilter citra dengan filter gabor, kemudian hasil dari citra filter gabor (*Gabor Magnitude Picture*) dilakukan LBP sehingga mendapatkan histogram *Gabor Magnitude Picture*. Metode ini diperkenalkan oleh Zhang et. al [5] dengan ide membuat pembelajaran non-stastistik berdasarkan pendekatan representasi wajah. Pada penelitian [5] hasil keluaran berupa histogram dari representasi wajah tersebut. Hasil yang dilakukan Zhang mendapatkan akurasi yang tinggi karena LGBP tidak sensitif terhadap pencahayaan dan penuaan. Filter Gabor dan LBP akan dibahas lebih lanjut pada sub-bab berikutnya

### 2.2 Filter Gabor

Tujuan digunakannya filter gabor adalah untuk mengekstraksi ciri dari citra ke dalam citra yang memiliki representasi wajah dengan teksture sesuai frekuensi dan orientasi filter gabor. Penggunaan filter gabor bertujuan untuk menebalkan sebagai ekstraksi pada penelitian [2] menggunakan frekuensi ( $\omega$ ) 5 dan orientasi ( $\theta$ ) sebanyak 8. Tujuan digunakannya 5 skala frekuensi adalah untuk mendapatkan setiap ciri dari wajah dalam frekuensi yang tinggi maupun rendah. Sedangkan tujuan digunakannya 8 orientasi adalah untuk mendapatkan garis ciri wajah dengan garis yang satu sumbu dengan 8 orientasi yaitu  $0^{\circ}, 30^{\circ}, 45^{\circ}, 60^{\circ}, 90^{\circ}, 120^{\circ}, 135^{\circ}$ , dan  $150^{\circ}$ . Filter gabor yang dihasilkan dari persamaan  $\psi_{\omega, \theta} = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \exp[jwxx']$  menghasilkan 40 gabor bank yang berbeda. 1 gabor bank akan menghitung citra pada setiap pixel yang nantinya akan menghasilkan 40 *Gabor Magnitude Pictures* (GMP). Pada penelitian [2] dilakukan penelitian langsung dengan KNN menghasilkan akurasi sebesar 91.52%. Selain itu pada penelitian [5] gabor dapat mendeteksi wajah dengan baik pada beberapa *dataset* berbeda dengan akurasi diatas 90%, hal ini membuktikan bahwa filter gabor berfokus pada tekstur dari wajah.

### 2.3 Local Binary Pattern (LBP)

Penggunaan LBP pada sistem pengenalan menjadi metode yang cukup populer pada sistem pengenalan. LBP meringkas struktur lokal yang kemudian menjadikan Histogram sebagai keluarannya [6]. Pada penelitian [2] LBP digunakan untuk menghitung histogram dari *Gabor Magnitude Pictures* dengan penggunaan *neighbour* sebesar 8 serta dibagi menjadi 4 bagian wajah. Hasil histogram dari LBP ini akan menghasilkan vektor 1x256 yang berisi jumlah *gray level* pada citra masukan. Pada penelitian [2] dilakukan juga pengamatan langsung tanpa filter Gabor dengan KNN menghasilkan akurasi sebesar 93.52%.

### 2.4 Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode pengklasifikasian yang dipopulerkan oleh Vapnik [7] dengan hyperplane sebagai bidang pemisah. SVM bertujuan untuk meminimalisir resiko kesalahan pada struktur data dengan memaksimalkan *margin* antar kelas. SVM dapat digunakan pula pada data dengan dimensi yang tinggi [8]. Kernel pada SVM digunakan untuk mentransformasi ruang *non-linear* ke dalam ruang yang *linear*. Pada penelitian [9] digunakan 2 kernel SVM yaitu RBF dan Polynomial dengan menggunakan *one vs one comparison*. Pada penelitian tersebut, sistem dengan kernel RBF mempunyai akurasi lebih tinggi dibandingkan polynomial dengan nilai rbf sigma ( $\sigma$ ) = 0.25. Dengan rbf sigma yang lebih kecil, maka akan melebarkan margin pada vektor pemisah dan meningkatkan generalisasi *deviation*.

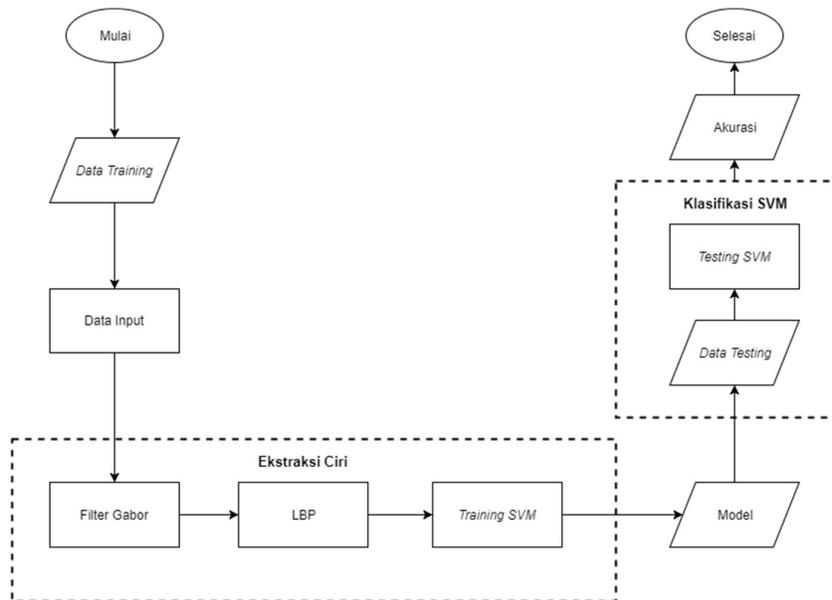
2.5 Replikasi Paper Acuan

Pada penelitian tugas akhir ini, sudah dilakukan replikasi metode penelitian seperti yang tertera di paper acuan dengan menggunakan metode LGBP dengan 5 frekuensi dan 8 orientasi dan KNN. Dataset pada paper acuan adalah JAFFE dengan 217 gambar. Didapatkan akurasi tertinggi dari hasil replikasi sebesar 60%.

3. Sistem Pengenalan yang Dibangun

3.1 Rancangan Sistem

Pada penelitian ini dibangun sistem yang dapat mendeteksi ekspresi wajah berdasarkan ciri yang dibangun dengan LGBP dan SVM. Keluaran akhir dari sistem yang dirancang adalah identifikasi citra wajah pada citra uji. Berikut merupakan alur *flowchart* dari sistem yang dibangun.



Gambar 1. Rancangan Sistem

3.2 Rancangan Data

Dataset yang digunakan pada penelitian tugas akhir ini adalah dataset dari *Japanese Female Facial Expression* (JAFFE). Dataset tersebut menyediakan 213 citra dengan 7 ekspresi berbeda ( 6 ekspresi dasar dan 1 ekspresi netral) yang diperagakan sebanyak 10 orang yang berbeda.

3.3 Data Input

Data input pada penelitian tugas akhir ini adalah data latih yang sudah berupa gambar wajah saja dan berukuran 80x70 pixel.

3.4 Filter Gabor

Pada tahap ini, dilakukan filter gabor pada data input. Proses filter citra dengan Gabor bertujuan untuk memperbaiki citra dengan menonjolkan ciri citra berdasarkan frekuensi dan orientasi dari derajat Gabor. Pada penelitian ini terdapat dua parameter yang digunakan yaitu :

1. Frekuensi ( $\omega$ )

Frekuensi ( $\omega$ ) pada penelitian ini menentukan panjang gelombang sinusoid yang nantinya berpengaruh pada ciri yang ditampilkan citra. Semakin besar nilai frekuensi, maka akan semakin banyak ciri yang ditampilkan, begitu pula sebaliknya. Pada penelitian ini digunakan lima frekuensi ( $\omega$ ) = 0,1,2,3,4 [10].

2. Orientasi sudut ( $\theta$ )  
Orientasi sudut ( $\theta$ ) sebagai kontrol perputaran ciri citra filter gabor. Orientasi sudut yang digunakan pada penelitian ini ada 8 buah sudut, yaitu  $0^0, 30^0, 45^0, 60^0, 90^0, 120^0, 135^0$ , dan  $150^0$  [10].
- 3.5 *Local Binary Pattern* (LBP)
- Local Binary Pattern* (LBP) digunakan untuk mengatasi perbedaan teksture pada citra hasil filter Gabor. Pada penelitian ini digunakan LBP dengan jumlah *neighbour* sebanyak 8. Proses LBP dilakukan setelah citra wajah di filter menggunakan filter gabor yang mengeluarkan hasil berupa histogram.
- 3.6 *Support Vector Machine* (SVM)
- Klasifikasi SVM pada penelitian ini dilakukan sesudah mendapatkan histogram dari proses LGBP data latih. Klasifikasi SVM digunakan untuk memisah menggunakan perbandingan *one vs one* dan *one vs all*. Adapun penggunaan SVM dibagi menjadi dua yaitu pada tahap pelatihan dan pengujian :
1. Pelatihan dengan klasifikasi SVM bertujuan untuk mendapatkan model SVM yang optimum untuk setiap kelas data latih. Masukan sistem untuk tahap pelatihan adalah data histogram citra dari hasil ekstraksi ciri LGBP.
  2. Tahap Pengujian dilakukan implementasi model SVM yang didapat pada tahap pelatihan. Pengujian dilakukan dengan menginputkan data pengujian dengan dua metode yaitu *one vs one* dan *one vs all*. Hasil dari proses pengujian berupa label prediksi nantinya akan dicocokkan dengan label asli.
  3. Perbandingan *One vs one* pada tahap pelatihan adalah mengelompokkan data secara berpasangan sesuai dengan urutan label yang nantinya akan terdapat 21 model SVM yang berbeda. Pada tahap pengujian, data uji akan dimasukkan ke dalam 21 model SVM tersebut, label yang muncul paling banyak di setiap model SVM akan menjadi label prediksi.
  4. *One vs all* pada tahap pelatihan yaitu membuat model SVM dengan memilih secara bergantian kelas yang mempunyai label dan tidak memiliki label yang kemudian terdapat 7 model SVM. Pada tahap pengujian, setiap dataset masukkan ke seluruh 7 model SVM dan dipilih berdasarkan label prediksi yang keluar dari salah satu model SVM.

#### 4. Evaluasi

##### 4.1 Skenario Pengujian

Dalam menguji metode yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini dilakukan tiga skenario pengujian pada sistem, yaitu :

1. Skenario-1 (Observasi sistem dengan menggunakan metode KNN sebagai klasifikasi)  
Skenario ini merupakan replikasi dari paper acuan. Tujuan dilakukannya scenario ini adalah untuk membuktikan bahwa sistem yang dibangun oleh penulis paper acuan memiliki akurasi yang tinggi.
2. Skenario-2 (Observasi sistem dengan menggunakan klasifikasi SVM)  
Skenario dilakukan dengan menggunakan klasifikasi SVM baik dengan menggunakan perbandingan *one vs one* maupun *one vs all*. Kernel yang digunakan pada penelitian ini menggunakan kernel linear, rbf, dan polynomial secara bergantian. Tujuan dilakukan skenario ini adalah untuk mendapatkan nilai frekuensi dan orientasi terbaik.
3. Skenario-3 (Observasi SVM *one vs one* dan *one vs all* serta Kernel)  
Pada skenario ini dilakukan pengujian terhadap model SVM *one vs one* dan *one vs all*. Dengan menggunakan data input yang sama dan kernel yang sama dari kedua model tersebut, maka diuji perbandingan manakah yang terbaik dan juga kernel yang terbaik.

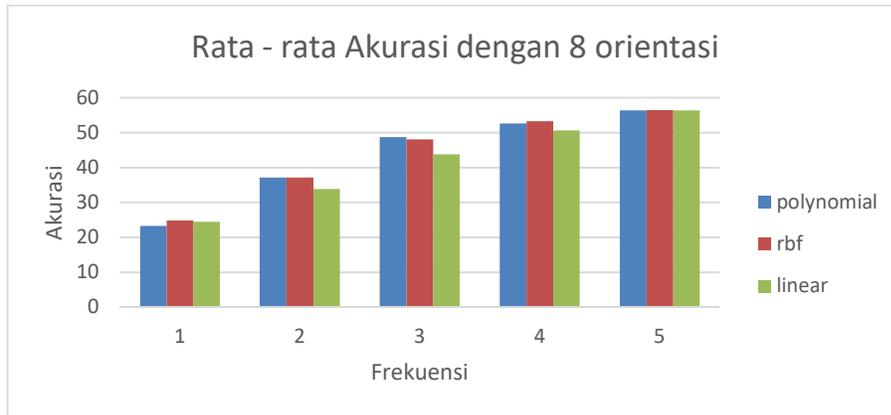
4.2 Evaluasi Hasil Pengujian

Setelah dilakukan pengujian, berikut disajikan hasil pengujian pada setiap skenario beserta analisisnya :

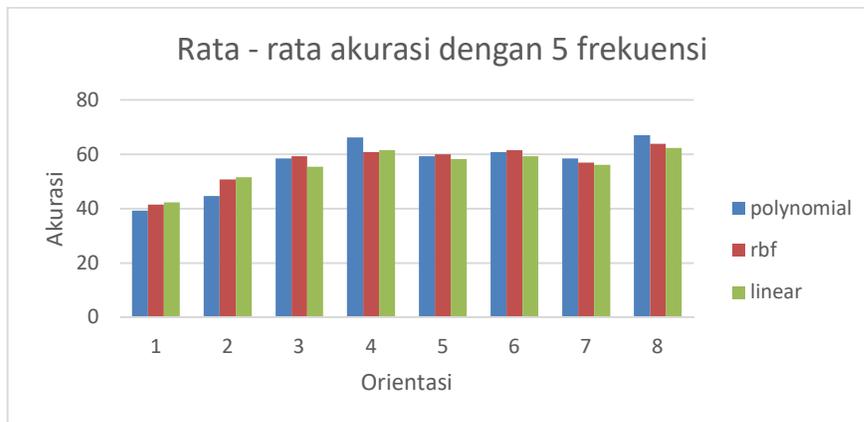
1. Skenario – 1

Pada skenario ini dilakukan pengujian seperti yang tertera pada paper acuan, dimana ekstraksi ciri tetap menggunakan filter gabor dengan 5 frekuensi( $\omega$ ) dan 8 orientasi( $\theta$ ), serta menggunakan LBP untuk mendapatkan histogram. Namun pada tahap klasifikasi digunakan KNN sebagai pengklasifikasi dengan nilai K random dari sistem. Didapatkan akurasi tertinggi sebesar 60%.

2. Skenario – 2



Gambar 2. Grafik rata-rata akurasi dengan 8 orientasi berdasarkan ketiga kernel



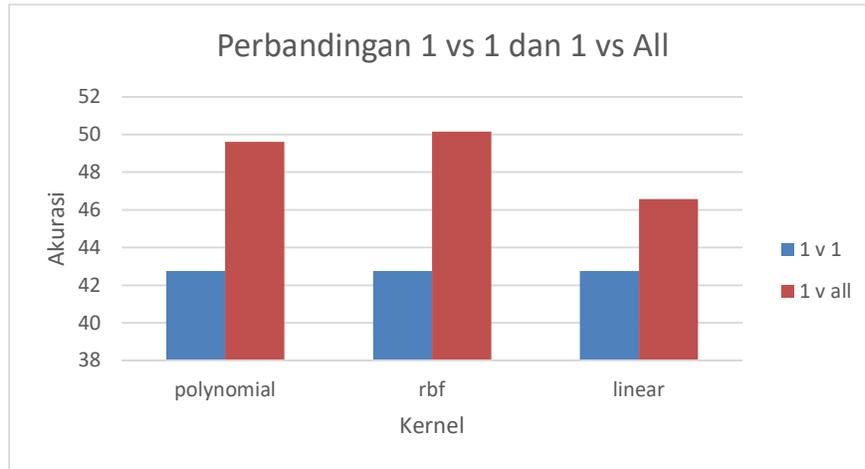
Gambar 3. Grafik rata-rata akurasi dengan 8 orientasi berdasarkan ketiga kernel

Pada skenario ini dilakukan pengujian dengan menggunakan 5 frekuensi ( $\omega$ ) dan 8 orientasi ( $\theta$ ) pada filter gabor serta 3 jenis kernel SVM yaitu *polynomial*, *rbf*, dan *linear*. Pada tahap pengujian ini, data uji dimasukkan ke dalam model yang sudah dibuat dengan variabel  $\theta = 8$  dan didapatkan hasil terbaik untuk filter gabor dengan  $\omega$  sebanyak 5 seperti yang tertera di Gambar 2.

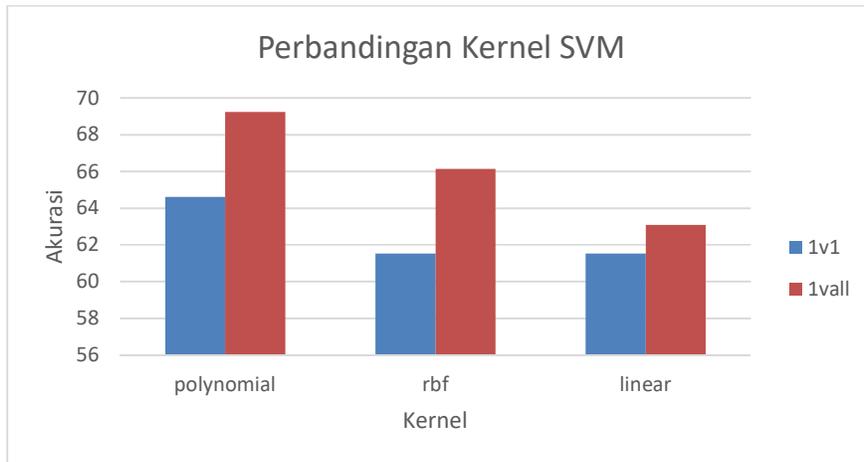
Dengan memiliki frekuensi yang besar, maka dihasilkan *magnitude* pada filter gabor yang besar pula. Hal ini akan menyebabkan citra yang dimasukkan pada gabor akan menghasilkan garis yang jelas seperti mata dan mulut. Dengan ketebalan garis ini, memungkinkan histogram yang dibuat dari LBP menjadi lebih jelas perbandingannya dengan ciri lain dari citra yang memiliki ekspresi berbeda. Hal ini juga membantu dalam pengklasifikasian SVM.

Kemudian dilakukan pula pengujian dengan memperhatikan nilai orientasi dan nilai  $\omega$  sebanyak 5. Didapatkan berdasarkan pengamatan hasil rata-rata akurasi terbesar dengan nilai  $\theta = 8$  seperti yang tertera pada Gambar 3. Dengan memiliki 8 frekuensi yang terdiri dari sudut  $0^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 135^\circ,$  dan  $150^\circ$  memungkinkan model SVM memiliki banyak ciri citra dengan sudut yang berbeda, sehingga saat tahap pengujian akan lebih mudah untuk mengklasifikasikan jika mempunyai banyak sudut berbeda untuk dibandingkan dengan model yang sudah dibuat.

3. Skenario – 3



Gambar 4. Grafik perbandingan SVM *one vs one* dan *one vs all*



Gambar 5. Grafik perbandingan Kernel SVM

Dengan menggunakan nilai  $\omega$  sebanyak 5 dan  $\theta$  sebanyak 8 didapatkan hasil SVM dengan perbandingan *one vs all* memiliki hasil akurasi tertinggi seperti yang tertera di Gambar 5. Hal ini terjadi karena SVM dengan *one vs one* akan lebih susah menentukan pemenang/ modulo yang keluar pada setiap kelas uji berdasarkan keluaran dari model SVM *one vs one*. Sedangkan untuk *one vs all* akan lebih mudah menentukan pemenang karena pada saat pengujian *one vs all* hanya mengeluarkan 1 label prediksi saja di setiap model yang sudah dibuat.

Selain itu pada Gambar 6 dapat dilihat juga bahwa kernel *polynomial* memiliki akurasi tertinggi dibandingkan dengan kernel *rbf* dan *linear*. Dengan menggunakan frekuensi sebanyak 5 dan orientasi sebanyak 8. *Polynomial* menghasilkan akurasi lebih tinggi karena distribusi data tidak terlalu terpisah secara linear tetapi dapat dipisahkan dengan garis melengkung dari fungsi *polynomial*.

## 5. Kesimpulan

Berdasarkan seluruh hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada penelitian tugas akhir ini, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Filter gabor yang memiliki 5 frekuensi dan 8 orientasi akan menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 56%.
2. Model perbandingan SVM *one vs all* memiliki rata-rata akurasi tertinggi yaitu 48,78% dibandingkan dengan *one vs one* yang hanya memiliki 42,77%.
3. Kernel polynomial paling baik digunakan pada penelitian ini karena distribusi data yang tidak terlalu linear namun bisa dipisahkan dengan fungsi polynomial yang merupakan garis melengkung. Dengan penggabungan 5 frekuensi, 8 orientasi, SVM *one vs all* dan kernel polynomial didapatkan akurasi sebesar 69%.

## Daftar Pustaka

- [1] P. Ekman, "Facial Expressions of Emotion an Old Controversy and New Findings," *Philosophical Transactions*, pp. 63-69, 1992.
- [2] R. Azmi and S. Yegane, "Facial Expression Recognition in the Presence of Occlusion Using Local Gabor Binary Pattern," *20th Iranian Conference on Electrical Engineering, (ICEE 2012)*, pp. 742-747, 2012.
- [3] M. J. Lyons, S. Akemastu, M. Kamachi and J. Gyoba, "Coding Facial Expressions with Gabor Wavelets," *3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 200-205, 1998.
- [4] I. Kotsia, S. Zafeiriou and I. Pitas, "Texture and Shape Information Fusion for Facial Expression and Facial Action Unit Recognition," *Pattern Recognition*, pp. 833-851, 2008.
- [5] W. Zhang, S. Shan, W. Gao, X. Chen and H. Zhang, "Local Gabor Binary Pattern Histogram Sequence (LGBPHS): A Novel Non-Statistical Model for Face Representation and Recognition," *Proc. 2005 IEEE International Conference Computer Vision*, pp. 786-791, 2005.
- [6] T. Ojala, M. Pietikainen and T. Maenpaa, "Multi Resolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, pp. 971-987, 2002.
- [7] V. Vapnik and C. Cortes, "Support vector networks," *Machine Learning 20*, pp. 273-297, 1995.
- [8] L. Xia, "Facial Expression Recognition based on SVM," *2014 7th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation*, pp. 256-259, 2014.
- [9] F. Wang, K. He and L. Ying, "Research on the selection of kernel function in SVM based facial expression recognition," *2013 IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, pp. 1404-1408, 2013.
- [10] S. Shan, W. Gao, Y. Chang, B. Cao and P. Yang, "Review the Strength of Gabor features for Face Recognition from the Angle of its Robustness to Mis-alignment," *ICT-ISVISION JDL*, pp. 338-341, 2004.