

Pengenalan Wajah dengan Menggunakan Algoritma Local Gaussian Structural Pattern dan Support Vector Machine

Facial Recognition using Local Gaussian Structural Pattern Algorithm dan Support Vector Machine

Amna Rizky.¹, Tjokorda Agung Budi W, ST. MT²

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

¹rizky.chopper@gmail.com, ²cokagung2001@gmail.com

Abstrak

Pengenalan wajah (*Face recognition*) menjadi salah satu bidang pengolahan citra yang paling banyak dipelajari oleh beberapa peneliti dalam beberapa tahun terakhir. Sulitnya mesin untuk melakukan pengenalan wajah manusia juga menjadi alasan telah banyak penelitian tentang hal tersebut. Mesin sangat berbeda dengan otak manusia yang mudah mengenali wajah seseorang dengan mudah sistem dituntut untuk mengenali wajah manusia yang berbeda dari wajah yang telah dilatihkan karena adanya perubahan dalam wajah orang yang sama tersebut dikarenakan penuaan, ekspresi bahkan penambahan aksesoris. Dalam pengenalan wajah terdapat salah satu metode yaitu fitur lokal sistem mengambil bagian kecil dari wajah lalu memasukkannya ke *descriptor*. Metode fitur lokal sendiri banyak diteliti dikarenakan metode jenis ini lebih kuat terhadap permasalahan *Illumination* (perbedaan cahaya). Salah satu jenis metode yang menggunakan fitur lokal adalah LGSP (*Local Gaussian Structural Pattern*). LGSP dianggap bisa kuat terhadap noise yang muncul pada gambar. Tingkat keberhasilan Algoritma LGSP dan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* pada penelitian ini yaitu sebesar 65.78%.

Kata kunci : *Face recognition*, ekstraksi ciri, klasifikasi fitur, *Local Gaussian Structural Pattern*

Abstract

Face recognition become one field of image processing most studied by several researchers in past years. The difficulty of the machine to perform human face recognition is also the reason that has been a lot of research. Machine is very different from human brain that easily recognize a person's face with ease system is required to recognize a human face which different from the face that has been drilled due to a change in people's faces. That condition due to aging, expression and even the addition of accessories. In face recognition there is one method that is local feature systems take a small part of the face and put it into descriptor. Local features its own method widely studied because these types method is more robust to illumination (different of light). One type of method that uses the local features in LGSP (*Local Gaussian Structural Pattern*). LGSP considered to be robust against noise appearing in the picture. Successful rate using Local Gaussian Structural Pattern algorithm and classification algorithm Support Vector Machine in this research is 65.78%.

Keywords : *Face recognition*, feature extraction, feature classification, *Local Gaussian Structural Pattern*

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Biometrik merupakan metode pengenalan identitas seseorang berdasarkan karakteristik individu tersebut. Karakteristik yang unik bisa dilihat dari bagian anggota tubuh manusia seperti, mata, hidung, telinga maupun wajah. Bagian-bagian tubuh yang unik tersebut lah yang banyak digunakan sebuah sistem untuk mengenali seseorang. Biometrik sudah banyak dikembangkan oleh peneliti-peneliti dalam proses identifikasi maupun verifikasi seseorang maupun untuk keamanan. Pengenalan yang dilakukan melalui proses identifikasi sidik jari telah banyak diimplementasikan di Indonesia, namun kurangnya tingkat ketahanan dan keamanan yang dimiliki sistem pengenalan sidik jari menjadi masalah tersendiri. Tingginya tingkat keamanan sistem pengenalan wajah contohnya dalam hal sulitnya seseorang menduplikasi atau mencuri wajah seseorang, menjadi alasan kuat sistem pengenalan wajah banyak dipelajari.

Sistem pengenalan wajah banyak digunakan untuk pengidentifikasian kriminal, keamanan sistem, *teleconference* dan lain-lain. Pengenalan wajah dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti, perbedaan dari ekspresi wajah, arah cahaya dan ukuran serta sudut. Di dalam sistem pengenalan wajah ada 2 kelas yang dibagi berdasarkan fiturnya, yaitu kelas global dan lokal. Perbedaannya terdapat pada cara sistem memperlakukan wajah yang dikenali. Jika menggunakan fitur global maka sistem mengenali wajah sebagai satu kesatuan dan akan diambil informasinya. Namun, dalam praktiknya, sistem ini memiliki masalah yang berhubungan dengan variasi gambar wajah yang berbeda yang umumnya terjadi pada gambar yang tidak dibatasi dan karena aspek pose, penuaan, ekspresi wajah, variasi pencahayaan dan lain-lain [3]. Untuk fitur lokal sistem mengambil bagian kecil dari wajah lalu memasukkannya ke *descriptor*. Metode fitur lokal sendiri banyak diteliti dikarenakan metode jenis ini lebih kuat terhadap permasalahan *Illumination*(perbedaan cahaya) dan keanekaragaman pose. Beberapa metode yang menerapkan fitur lokal adalah *Gabor features*, *Local Feature Analysis*(LFA), *Local Binary Pattern*(LBP), *Local Directional Pattern*(LDP). Metode yang digunakan pada penelitian ini termasuk menggunakan fitur lokal adalah LGSP (*Local Gaussian Structural Pattern*). LGSP dipakai dalam penelitian ini dikarenakan lebih kuat dan konsisten terhadap perubahan cahaya dibandingkan metode sebelumnya yang lebih banyak dipakai yaitu LBP. LGSP mengkodekan informasi dari 8 piksel tetangga. Untuk bagian klasifikasi fiturnya menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Hal ini dikarenakan metode SVM dianggap lebih akurat dibandingkan dengan metode jenis *Template Matching* [8].

2. Landasan Teori

2.1 Face Recognition

Pengenalan wajah merupakan proses otomatis yang bisa mengidentifikasi seseorang dan memverifikasi dari sebuah gambar maupun video. Proses yang dijalankan komputer ini tidaklah mudah bagi komputer itu sendiri karena beberapa faktor yang bisa mengurangi kinerja kecepatan pemrosesan sistem terhadap suatu gambar misalnya pencahayaan, pose wajah dan aksesoris tambahan. Keinginan untuk menciptakan sistem yang handal dalam pengenalan wajah yang membuat peneliti terus mengembangkan metode-metode baru. Selain

itu, sudah banyak aplikasi di kehidupan sehari-hari yang sangat bergantung terhadap sistem pengenalan wajah, salah satu contohnya yang biasa kita temui yaitu sistem keamanan yang menggunakan wajah sebagai alat verifikasi.

Secara garis besar proses-proses untuk melakukan sistem pengenalan wajah terdiri atas beberapa langkah,

1. Proses pengumpulan dataset, bisa dilakukan dengan menggunakan database-database yang biasa digunakan dalam proses pengenalan wajah maupun secara *real-time* menggunakan sensor kamera.
2. Melakukan pemrosesan awal terhadap suatu gambar yang biasanya dilakukan dengan normalisasi gambar, rotasi, pencahayaan sehingga didapatkan fitur wajah terdapat pada posisinya.
3. Pengekstraksian fitur-fitur wajah seperti mata, hidung dan lain-lain. Untuk dilakukan proses pencocokan gambar wajah yang ingin dikenali dengan dengan gambar wajah yang ada pada *database*.

2.2 Local Gaussian Structural Pattern

Local Gaussian Structural Pattern adalah salah satu metode yang menggunakan fitur lokal dan diperkenalkan oleh Castillo dkk pada tahun 2011. LGSP dinilai kuat dalam masalah pengenalan wajah dikarenakan dapat mengkodekan informasi yang terstruktur dan bermacam-macam intensitas dari tekstur wajah. Operator LGSP bekerja dengan cara mengalikan nilai *pixel* dengan 8 *pixel* tetangganya yang dalam prosesnya menggunakan *derivative-Gaussian compass mask*. Hasil keluaran berupa nilai-nilai yang disebut nilai respon tepi. Selanjutnya dipilih 3 nilai yang paling maksimum dari 8 *pixel* tetangga untuk digunakan mengkonversikan nilai-nilai ke bilangan biner.



Gambar 2. 1 Ilustrasi proses LGSP

Untuk perhitungan kode LGSP menggunakan rumus sebagai berikut [1]:

$$LGSP_{\sigma} = \sum_{j=1}^k 2^{Z_j^{\sigma}(x_c, y_c)} \quad (2.1)$$

Dimana (x_c, y_c) adalah titik tengah piksel dari nilai ketetanggaan yang sedang digunakan, Z_j^{σ} melambangkan nilai maksimum arah ke j yang didefinisikan sebagai [1]:

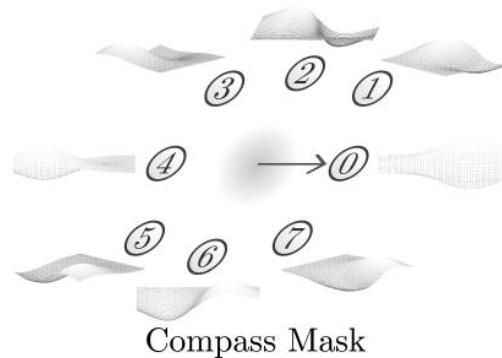
$$Z_j^{\sigma}(x_c, y_c) = \arg \max_i \{N_{\sigma}^i(x_c, y_c) | 0 \leq i \leq 7\} \quad (2.2)$$

$\arg \max_i$ memberikan nilai argumen i , dan N_{σ}^i melambangkan nilai respon dari arah ke- i . Untuk x_c, y_c merupakan titik yang sedang diproses. Sehingga nilai $Z_j^{\sigma}(x_c, y_c)$ merupakan nilai yang bias memenuhi keadaan maksimum diambil dari

8 *mask* yang dibentuk. Nilai LGSP yang dicari menggunakan *mask* yang didapatkan dari persamaan turunan *Gaussian*. *Derivative-Gaussian compass mask* merupakan *mask* asimetris yang digunakan untuk menghitung nilai respon tepi yang dinilai kuat menghadapi *noise* dan *illumination*(pencahayaan). Persamaan yang digunakan untuk membuat *mask* tersebut adalah:

$$N_{\sigma}(x, y) = G'_{\sigma}(x + c, y) * G_{\sigma}(x, y) \quad (2.3)$$

dimana G'_{σ} turunan dari G_{σ} , σ (sigma) adalah lebar dari kurva *Gaussian*, $*$ melambangkan proses konvolusi, dan c melambangkan nilai *offset* dari *Gaussian* yang berhubungan dengan pusatnya. Langkah setelah penghitungan ini adalah dengan mencari nilai $\{N_{\sigma}^0 - N_{\sigma}^7\}$, dengan cara merotasi 45° parameter N_{σ} .

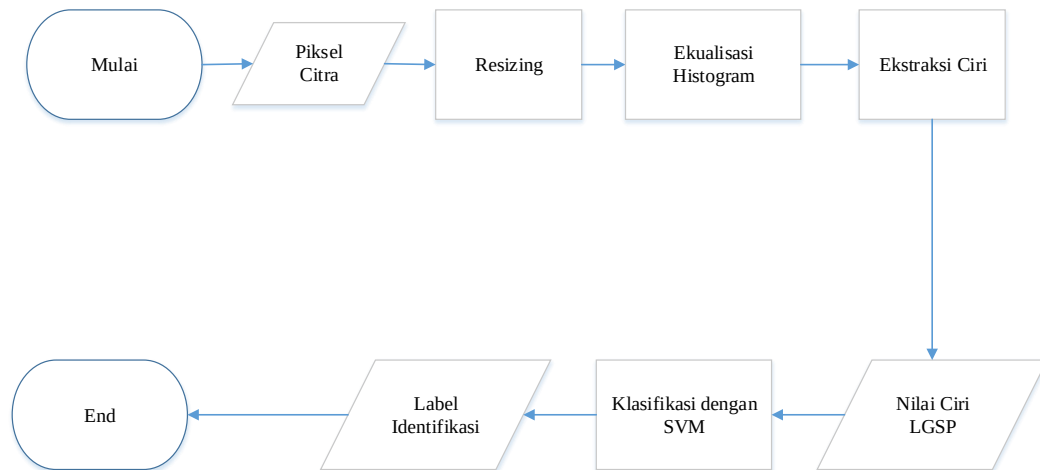


Gambar 2. 2 Mask Hasil Rotasi

2.3 Support Vector Machine

Support Vector Machine(SVM) adalah sebuah sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linier dalam sebuah ruang fitur yang berdimensi tinggi serta dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan cara pengimplementasian *learning bias* yang didapat dari teori pembelajaran statistik. Tujuan dari proses training adalah untuk mencari posisi optimal dari hyperplane itu di ruang vektor. Dalam hal ini parameter yang dipakai adalah *margin* yaitu jarak dari separating hyperplane ke dua buah kelas. Hasil perhitungan menunjukkan, bahwa hyperplane yang terbaik dicapai dengan memaksimalkan nilai margin. SVM masuk ke dalam kelas *supervised learning*. Pada prinsipnya SVM merupakan *linear classifier*, namun SVM juga bisa digunakan didalam permasalahan *non-linear* dengan menggunakan konsep *kernel trick* pada ruang vektor berdimensi tinggi. SVM banyak digunakan karena memiliki kemampuan yang handal dalam hal generalisasi[4].

3. Perancangan Sistem



Gambar 3-1: Alur Program

3.1 Resizing

Pada tahap *pre-processing* merupakan proses yang dilakukan untuk menormalisasikan data. Proses yang dilakukan dengan cara *cropping* image. Image masukan yang berukuran 480x640 akan dipotong menjadi ukuran 168x192. Pemotongan gambar dilakukan dengan syarat kelengkapan wajah yang terdapat pada gambar harus terlihat semuanya, termasuk sepasang mata, hidung dan mulut..

3.2 Ekualisasi Histogram

Setelah itu dilakukan proses ekualisasi histogram. Ekualisasi histogram merupakan teknik penyesuaian nilai piksel sehingga menghasilkan nilai citra dengan kontras yang lebih baik. Untuk dapat melakukan ekualisasi histogram harus dicari sebuah fungsi yang memiliki invers dan monoton naik. Salah satu fungsinya adalah dengan menggunakan distribusi kumulatif.

3.3 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan suatu proses pengambilan ciri/fitur dari sebuah citra masukan. Setiap gambar memiliki beberapa ciri yang bisa membedakan satu gambar dengan gambar yang lainnya. Ciri unik yang dimiliki sebuah gambar akan membantu proses klasifikasi untuk mengelompokkan gambar berdasarkan kelas-kelasnya. Fitur/ciri yang ada pada sebuah gambar bermacam-macam, contohnya adalah kecerahan, tepi objek, maupun histogram tingkat keabuan. Proses ini menghasilkan data-data/ ciri-ciri yang penting dari sebuah citra yang bisa menandakan perbedaan objek satu dengan objek lainnya.

Dalam penelitian ini ekstraksi ciri menggunakan algoritma LGSP. Algoritma LGSP bekerja dengan cara mengkodekan informasi dari 8 piksel tetangga menggunakan mask turunan Gaussian. Dengan menggunakan mask baru yang dibentuk, mekanisme LGSP ini konsisten terhadap perubahan cahaya maupun *noise*.

Gambar hasil *pre-processing* selanjutnya akan menggunakan algoritma LGSP pada tiap pikselnya. Dari tiap titik akan diambil 8 matriks tetangganya. Satu blok titik dan ketetanggaannya ini akan diproses dengan proses *masking* dengan menggunakan *mask* Gaussian.

85	32	26
53	50	10
60	38	45

Gambar 3. 2 Gambar piksel dan ketetanggaannya.

Blok yang sudah siap akan dimasukkan ke dalam proses *masking*. Proses *masking* yang dilakukan dengan cara mengkonvolusikan blok yang didapat dengan *mask* yang dibentuk. Dalam LGSP *mask* dibentuk berdasarkan rumus Gaussian akan dibuat pula mask rotasinya.

1.2640e-05	3.1925e-06	6.1232e-07	9.0499e-08	1.0336e-08
2.1581e-06	5.4508e-07	1.0455e-07	1.5452e-08	1.7647e-09
2.7153e-07	6.8579e-08	1.3153e-08	1.9440e-09	2.2203e-10
2.5897e-08	6.5407e-09	1.2545e-09	1.8541e-10	2.1176e-11
1.8768e-09	4.7402e-10	9.0917e-11	1.3437e-11	1.5347e-12

Gambar 3. 3 Contoh Mask Gaus.

Mask rotasi yang dibentuk berjumlah 7 arah. Sehingga tiap titik akan dikonvolusikan dengan 8 *mask*, kemudian dicari nilai maksimumnya untuk menjadi nilai titik yang baru. Ketika ukuran bloknnya 3x3 maka *mask* yang dibentuk bisa berukuran lebih besar 5x5 maupun 7x7. Untuk bagian pojok-pojok gambar yang tidak bisa memenuhi ukuran 5x5 dari titik tengahnya akan dilakukan *padding*, yaitu menambahkan titik-titik yang bernilai 0 dengan tujuan memudahkan proses konvolusinya.

9.6986	14.5606	68.0734
40.9721	x	69.4251
3.5072	124.9479	74.2647

Gambar 3. 4 Gambar blok yang telah dikodekan LGSP.

Setelah mendapatkan nilai titik piksel yang sudah dikodekan dengan LGSP, proses selanjutnya dengan mengubah nilai-nilai tersebut ke dalam bilangan biner. Dalam pengubahan bilangan biner ditentukan berdasarkan nilai parameter k dalam algoritma LGSP. Dalam penelitian kali ini digunakan nilai $k=3$. Hal ini menandakan bahwa nilai maksimum 1 yang bisa diraih dalam 1 blok adalah 3. Sehingga keadaan ini membuat nilai lainnya bernilai 0.

0	0	0
0	x	1
0	1	1

Gambar 3. 5 Gambar blok bernilai bilangan biner

Dari blok yang berisi bilangan biner akan disusun menjadi serangkaian bilangan biner dimulai dari posisi *east* atau paling kiri dari tetangga. Lalu memutar titik lainnya berlawanan dengan arah jarum jam. Sehingga nilai yang dibentuk menjadi 110000011. Dalam hal ini nilai tersebut mewakili 1 blok dengan artian dari 1 blok tersebut melambangkan 1 ciri dari sebuah gambar. Misalnya ketika gambar di bagi berdasarkan parameter blok kecil berukuran 4x4, maka bisa didapatkan gambar besar yang terbagi atas 42 blok baris dan 48 blok kolom sehingga total cirinya ada berjumlah 2016 ciri.

3.4 Klasifikasi SVM

Proses klasifikasi dilakukan ketika keseluruhan citra latih telah didapatkan. Tiap gambar yang memiliki ciri akan dilatihkan menjadi 1 kelas. Karena total individu ada 38 maka total kelas yang didapat adalah 38. Pada saat pengujian, data yang masuk berupa data uji yang akan diujikan dengan keseluruhan kelas yang ada. Didalam *one-against-all* akan didapatkan probabilitas yang menyatakan sebuah citra gambar termasuk ke dalam sebuah kelas. Lalu dipilih nilai maksimumnya untuk menyatakan bahwa citra tersebut masuk ke dalam kelas tertentu.

4. Pengujian dan Analisis

4.1 Pengujian

Pengujian sistem yang dilakukan berhubungan dengan pengaturan parameter uji sehubungan dengan skenario yang dirancang untuk mengetahui pengaruh performansi sistem terhadap parameter yang digunakan. Skenario pengujian yang digunakan untuk menguji sistem pada tugas akhir kali ini menggunakan kelompok data gambar YALE database sebagai data latih dan data uji. Menguji ukuran *Gaus mask* yang tepat untuk mendapatkan akurasi maksimal. Digunakan untuk mengekstrak fitur atau ciri yang penting dari sebuah gambar. Dalam skenario ini gambar akan dikonvolusikan dengan mask Gaussian yang telah dibentuk. Ukuran mask yang digunakan adalah 5x5 dan 7x7. Dengan matriks rotasinya yang berjumlah 7 arah maka akan didapatkan 8 matriks *Gaus mask*. Perbedaan ukuran mask yang digunakan bertujuan untuk mengetahui pengaruhnya terhadap akurasi pemrosesan sistem. Lalu Menguji ukuran blok yang digunakan untuk mengelompokkan ciri-ciri dari satu gambar. Pada skenario ini gambar akan dibagi-bagi menjadi beberapa region berdasarkan besarnya ukuran blok yang digunakan. Dari ukuran gambar 192x168 maka bisa dibentuk ukuran blok yang akan diuji adalah 16x14, 12x12, 8x8 dan 6x6. Dari ukuran blok 16x14 akan didapatkan 12 region baris dan 12 region kolom. Sehingga akan didapatkan 144 region.

Untuk ukuran blok 12x12 didapatkan 16 region baris dan 14 region kolom, sehingga total region yang didapat sebanyak 224. Untuk ukuran blok 8x8 didapatkan 24 region baris dan 21 region kolom, sehingga total region yang didapat sebanyak 504. Untuk ukuran blok 6x6 akan didapatkan 32 region baris dan 28 region kolom, sehingga total ukuran blok yang didapat sebanyak 896. Dan terakhir menguji waktu pemrosesan untuk setiap parameter ukuran blok dan ukuran mask. Hal ini untuk mengetahui sejauh apa ukuran blok dan ukuran mask akan mempengaruhi waktu yang dibutuhkan sistem untuk memproses gambar.

4.2 Analisis

4.2.1 Analisis pengaruh ukuran *Gaus Mask*

Pengujian ukuran *mask* Gaussian yang digunakan dalam hal mencari akurasi sistem juga dipengaruhi berdasarkan ukuran blok yang digunakan. Dari 4 parameter blok yang digunakan, diambil nilai rata-rata tiap ukuran mask yang digunakan, untuk mengetahui nilai akurasi sistem yang dicapai. Akurasi didapat dari hasil keluaran sistem berupa label kelas dibandingkan dengan label kelas yang telah dilatih.

Tabel 4. 1 Hasil pengujian parameter ukuran mask

Ukuran	Akurasi
5x5	65.78%
7x7	56.62%

Dari hasil pengujian yang dilakukan perubahan ukuran *Gaussian mask* mempengaruhi kemampuan sistem dalam melakukan pengenalan wajah. Terbukti dengan mengurangi ukuran *Gaussian mask*, sistem bisa lebih membedakan karakteristik tiap gambar sehingga akurasi dari sistem bertambah.

4.2.2 Analisis Pengaruh Ukuran Blok

Dalam pengujian ukuran blok, dari sebuah gambar akan dibagi-bagi menjadi region-region kecil. Untuk parameter ukuran regionnya digunakan ukuran 16x14, 12x12, 8x8 dan 6x6. Untuk pengukuran parameter pertama yaitu ukuran 16x14 akan didapatkan 144 region. Dari 144 region ini peneliti akan membatasi pengambilan ciri berdasarkan baris tengah dari gambar yang diuji. Sehingga akan menghasilkan 12 ciri. Untuk ukuran blok 12x12 juga akan dibatasi menjadi 16 ciri diambil dari baris tengah gambar yang diuji. Lalu untuk ukuran blok 8x8 didapatkan 24 ciri dan untuk ukuran blok 6x6 akan didapatkan 32 ciri dengan cara pengambilan baris yang sama untuk tiap parameter. Berikut merupakan contoh ciri dari 4 buah gambar dimana tiap-tiap gambar dibedakan dari barisnya.

Tabel 4. 2 Hasil pengujian parameter ukuran blok

Ukuran Blok	Akurasi
16x14	65.78%

12x12	59.64%
8x8	32.45%
6x6	35.08%

Untuk hasil terbaik didapat ketika menggunakan Gaus Mask 5x5 dan ukuran bloknnya didapat 16x14. Dalam hal ini ketika ukuran region bloknnya 16x14 maka gambar yang tadinya berukuran 192x168 akan memiliki region baris yang berjumlah 12 dan region kolom yang berjumlah 12. Hal ini menandakan semakin besar ukuran blok semakin tinggi tingkat akurasi programnya. Dan dapat dikatakan pula semakin dikit ciri dengan ukuran blok yang besar bisa menaikkan akurasi sistem.

4.2.3 Analisis Terhadap Kecepatan Pemrosesan Sistem

Tabel 4. 3 Tabel hasil waktu pemrosesan sistem

Ukuran Blok	Waktu Proses(detik)
16x14	5402.56
12x12	5372.98
8x8	5529.62
6x6	5932.74

Didapatkan waktu pemrosesan berpengaruh terhadap bentuk dan ukuran blok. Ketika ukuran blok semakin kecil maka jumlah region yang akan diproses akan lebih banyak, sehingga membuat waktu pemrosesan sistem lebih lama. Jika dilihat dari data diatas terdapat pengecualian ketika jumlah region pada ukuran blok 12x12(224 region) lebih banyak dari pada jumlah region pada ukuran blok 16x14(144 region), waktu pemrosesan blok 12x12 lebih cepat dibandingkan dengan blok 12x12 dengan selisih yang tidak terlalu lama.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian didapatkan bahwa kesimpulan dari penelitian ini antara lain :

1. Penggunaan algoritma LGSP dan metode SVM pada permasalahan *face recognition* menghasilkan sistem pengenalan dengan akurasi sebesar 65.78%.
2. Ukuran *Gaus Mask* yang terbaik untuk mendapatkan akurasi pemrosesan terbaik adalah dengan ukuran 5x5.
3. Kombinasi parameter terbaik dalam sistem yang dibangun berupa *Gaus mask* 5x5 sedangkan ukuran blok blok untuk mendapatkan waktu terbaik adalah 12x12.

Parameter-parameter pembentuk *Gaussian mask* berpengaruh dalam perubahan cahaya di dalam dataset. Semakin besar ukuran blok blok maka kecepatan pengenalan sistem juga akan semakin meningkat.

5.2 Saran

Saran yang diperlukan untuk pembangunan sistem lebih lanjut adalah :

1. Menambah variasi data uji untuk mengetahui *robustness* sistem terhadap data yang lebih bervariasi
2. Menguji sistem dengan database gambar yang lebih mengedepankan masalah *noise* .

Daftar Pustaka

- [1] Alfian.2013.*Feature Extraction*. [Online]. Tersedia: http://alfian-p-pfst10.web.unair.ac.id/artikel_detail-76028-INTELLIGENT%20SYSTEMfiture%20extraction.html [15 November 2014]
- [2] B. Zhang, Y. Y. Tang.2010. *Face Recognition under varying illumination using gradientfaces*, *Image Processing IEEE Transactions on* vol 8.
- [3] Castillo, J.A.R, Chae O. 2012. *Robust Facial Recognition Based On Local Gaussian Structural Pattern*. ICIC International Journal of Innovative Computing, Information and Control. Vol 8
- [4] Joe. 2013. *Pengertian Citra Digital* [Online]. Tersedia: <http://temukanpengertian.blogspot.com/2013/08/pengertian-citra-digital.html> [17 November 2014]
- [5] Krisantus. 2012. *Tutorial SVM Bahasa Indonesia* [Online]. Tersedia :<http://www.youscribe.com/catalogue/tous/savoirs/science-de-la-nature/tutorial-svm-bahasa-indonesia-oleh-krisantus-516760> [17 November 2014].
- [6] M.Kabir, T.Jabid and O.Chae , *A local directional pattern variance (lpdv) based face descriptor human facial expression recognition*. 7th IEEE International Conference.2010
- [7] Nugroho, A.S. 2006. *Apakah Support Vector Machine itu?* [Online]. Tersedia: <https://asnugroho.wordpress.com/2006/10/15/apakah-support-vector-machine-itu/> [15 November 2014]
- [8] Shan,Caifeng. , Gong Shaogang, McOwan, P.W.2009. *Facial expression recognition based on Local Binary Patterns: A comprehensive study*.Journal Image and Vision Computing archive
- [9] S.Li , Y Wang. 2004. *Face recognition under varying lightning conditions using self quotient image*. Proc of the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition.
- [10] S. Liao, M. Law and A. Chung. 2009. *Dominant local binary patterns for texture classi_cation*, *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.18, pp.1107-1118
- [11] S. Andreaslouk. 2003. *Histogram dan Equalisasinya pada Citra* [Online]. Tersedia: <https://andreaslouk.wordpress.com/2013/04/02/histeq/> [31 Agustus 2015]