

KLASIFIKASI JENIS KULIT WAJAH PRIA BERDASARKAN TEKSTUR MENGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

CLASSIFICATION OF MEN'S FACE SKIN TYPES BASED THE TEXTURE USING GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) AND SUPPORT VECTOR MACHINE METHOD

Teuku Firaz Bintang Nusantara¹, Ratri Dwi Atmaja², Azizah³

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

¹teukufiraz@student.telkomuniversity.ac.id, ²ratriidwiatmaja@telkomuniversity.ac.id,

³azizah@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Wajah merupakan salah satu aspek terpenting pada penampilan seseorang. Pada dasarnya, selain sebagai tanda pengenal alami, wajah merupakan anggota tubuh yang menjadi daya tarik bagi lawan jenis. Namun wajah juga seringkali mengalami kesalahan dalam perawatannya, dikarenakan setiap jenis kulit wajah yang berbeda haruslah dilakukan perawatan yang berbeda pula.

Pada tugas akhir ini, dibangun suatu program yang dapat mengklasifikasikan jenis kulit wajah. Sebelum proses klasifikasi, citra terlebih dahulu diakusisi, kemudian dilanjutkan dengan proses preprocessing dan ekstraksi ciri. Pada proses ekstraksi ciri, digunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan pada proses klasifikasi, digunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan *multiclass One-Against-All* (OAA).

Pada pengujian ini, digunakan 100 *sample* citra, dimana setiap 5 titik daerah wajah yaitu dahi, hidung, dagu, pipi kanan dan pipi kiri terdiri dari 20 citra yang diklasifikasi menjadi 2 kelas, yaitu kering dan berminyak. Pengujian dilakukan pada 9 pria, dengan komposisi masing-masing kelas memiliki 3 pria dengan kulit wajah kering, 3 pria dengan kulit wajah berminyak, dan 3 orang pria dengan kulit wajah kombinasi. Parameter yang digunakan pada ekstraksi ciri GLCM dan klasifikasi SVM yaitu parameter orde dua (energi dan homogenitas), arah keabuan 45°, $d = 1$ piksel, kernel polynomial dan *Kernel Option = 9*, sehingga didapatkan akurasi terbaik sebesar 88.89% dan waktu komputasi 4 detik.

Kata kunci: GLCM, SVM, kulit wajah, klasifikasi, ekstraksi ciri.

Abstract

Face is one of important aspect of a person's appearance. Except for personal identifier, face is body part, that make someone take an interest from their opposite gender. But people often treat their facial skin not properly, even though there are many type of facial skin that need differently treatment.

In this research, the author builds a program that able to classify the type of facial skin. Firstly, system process the acquired image into preprocessing and feature extraction. After that, the image processed and classified. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) is the method that used for feature extraction and Support Vector Machine (SVM) method is used for classification.

On training section, there are 100 sample of image that taken from 5 parts of face (forehead, nose, chin, right cheek and left cheek). Then 20 image from each parts of face classified into dry skin and oily skin. The test using 9 men that classified into 3 dry facial skin, 3 oily facial skin and 3 combination facial skin. The test using the GLCM method which used feature extraction based on texture with two order of parameter (the energy and homogeneity), direction of 45°, $d = 1$ pixel, kernel polynomial, and Kernel Option =9, so the author can obtain the best accuracy of 88.89% and 4 second for computational time.

Keyword : GLCM, SVM, Facial Skin, Classification, feature extraction

1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perawatan wajah merupakan hal yang sangat diperhatikan oleh para pria dewasa ini. Aktifitas fisik yang banyak dilakukan para pria di luar ruangan merupakan faktor yang sangat berdampak pada kulit wajah pria. Berdasarkan survey yang dilakukan suatu produsen produk kesehatan kulit pria, didapati bahwa penjualan produk perawatan pria sepanjang 2013 mencapai Rp. 3 triliun atau tumbuh signifikan sebesar 23% dari tahun sebelumnya. Khusus untuk produk *face care* pria, peningkatan yang sangat menonjol terjadi sebesar 134% dari hanya Rp. 114 miliar menjadi 266 miliar. Penggunaan produk kesehatan wajah yang tepat dapat mengurangi tanda-tanda penuaan pada wajah [4].

Ada beberapa jenis kulit wajah yang mempengaruhi cara perawatan wajah itu sendiri. Jenis kulit wajah yaitu kulit wajah berminyak, kulit wajah kering dan kulit wajah kombinasi. Selain itu terdapat berbagai ciri pada setiap jenis kulit wajah. Perbedaan ini biasa dilihat dari jumlah minyak yang tersebar, di permukaan wajah, kerutan pada wajah, pori-pori wajah, jerawat dan warna kulit.

Penelitian ini didasari oleh penelitian sebelumnya yang berjudul “Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Berdasarkan Analisis Tekstur dengan Metode *K - Nearest Neighbor*”, dimana akurasi terbaik dari aplikasi yang dihasilkan tersebut berdasarkan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode klasifikasi KNN adalah sebesar 92,85% dengan penggunaan gabungan ekstraksi ciri orde 1 dan orde 2, nilai $k=1$, dan *cosine distance* [10].

Pada penelitian ini digunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) pada tahapan ekstraksi ciri. Metode GLCM merupakan metode yang terbukti sangat *powerful* sebagai dekritop ciri dalam mempresentasikan karakteristik tekstur dari sebuah citra. Pada proses klasifikasi jenis kulit wajah, digunakan metode *Support Vektor Machine* (SVM). SVM sendiri memiliki kelebihan yaitu *generalisasi*, *curse of dimensionality*, dan *feasibility*. SVM terbagi menjadi dua bagian, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Tahap pelatihan bertujuan untuk mendapatkan fitur-fitur penting pada hasil proses ekstraksi ciri yang akan menjadi masukan pada tahap pengujian. Tahap pengujian bertujuan untuk melihat bagaimana perangkat lunak berjalan dari awal sampai akhir dengan beberapa parameter pengujian.

1.2. Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, tujuan dari penelitian ini adalah untuk Merancang aplikasi yang dapat melakukan ekstraksi ciri kulit wajah manusia dan klasifikasinya dengan metode *Support Vector Machine* dan menganalisis akurasi hasil klasifikasi jenis-jenis kulit wajah manusia yang terdapat pada *database*.

1.3. Identifikasi Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah untuk mengetahui bagaimana melakukan ekstraksi ciri citra wajah menggunakan ekstraksi ciri *Gray level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sehingga menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dan bagaimana melakukan klasifikasi citra wajah menggunakan SVM.

1.4. Metoda Penelitian

Untuk menyelesaikan permasalahan yang mengarah pada tujuan pembuatan tugas akhir ini, maka metodologi penyelesaian yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur
Studi literatur dilakukan dengan mempelajari referensi yang mendukung penyelesaian tugas akhir.
2. Pengumpulan data
Data citra wajah yang akan diolah diambil dengan menggunakan mikroskop digital.
3. Proses Perancangan
Perancangan desain aplikasi yang sesuai dengan kebutuhan sistem yaitu membuat pemodelan sistem, alur sistem, dan cara kerja sistem.
4. Implementasi Sistem
Sistem yang dibuat akan diimplementasikan menggunakan Matlab.
5. Proses Pengujian dan Analisis
Proses pengujian sistem sangat diperlukan untuk melihat hasil sistem, apakah sistem berjalan dengan baik. Selanjutnya berdasarkan pengujian sistem diperlukan analisis agar diketahui hal-hal apa saja yang perlu di perbaiki.
6. Pembuatan Laporan
Sebagai tahap akhir dari tugas akhir ini, maka dibuat buku laporan

2. LANDASAN TEORI

2.1 Wajah

Wajah merupakan organ tubuh yang paling mudah menjadi tanda pengenal seseorang. Selain itu, emosi dari seseorang dapat terlihat dengan ekspresi wajah, sehingga dapat dengan mudah untuk mengetahui seseorang sedang marah, sedih, ataupun sedang berbohong. Wajah juga merupakan organ tubuh manusia yang menjadi daya tarik bagi lawan jenis, sehingga dengan wajah yang bersih dan terawat dapat meningkatkan rasa percaya diri seseorang.

Demi kesehatan kulit wajah, baik pria maupun wanita berbondong-bondong mencari produk kesehatan wajah yang sesuai. Produk perawatan yang tidak sesuai dapat merusak jaringan kulit dan menjadikan kulit wajah menjadi rusak. Kesalahan pemilihan produk perawatan wajah ini bisa disebabkan kesadaran konsumen terhadap kulit wajahnya sendiri. Padahal pada dasarnya ada beberapa jenis kulit wajah yang dasar pembuatan produk bagi produsen produk perawatan wajah. Beberapa jenis kulit wajah tersebut yaitu kulit wajah kering, kulit wajah berminyak dan kulit wajah kombinasi [1].

2.2 Pengolahan Citra dan Analisis Citra

Pengolahan citra dan analisis citra merupakan inti dari visi computer. Pengolahan dan analisis citra mencakup serangkaian langkah yang secara garis besar dibagi menjadi tiga tingkatan yaitu pengolahan tingkat rendah, pengolahan tingkat menengah dan pengolahan tingkat tinggi [5].

Dalam proses citra, terdapat tiga jenis citra yang umum digunakan, yaitu citra berwarna, citra berskala keabuan, dan citra biner yang dijelaskan sebagai berikut :

- a. Citra berwarna atau yang sering disebut citra RGB adalah jenis citra yang menyajikan warna dalam bentuk komponen R (merah), G (hijau), dan B (biru). Setiap komponen warna tersebut menggunakan delapan bit yang nilainya berkisar antara 0 sampai dengan 255. Dengan demikian, komponen warna yang dapat disajikan mencapai 16.581.375 warna. Tabel berikut menjelaskan contoh warna dan nilai RGB-nya [5].
- b. Citra berskala keabuan, menangani gradasi warna hitam dan putih yang menghasilkan efek warna abu-abu. Pada jenis gambar ini, warna dinyatakan dengan intensitas yang berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam, sedangkan nilai 255 menyatakan putih [5].
- c. Citra biner merupakan citra yang setiap pikselnya hanya dinyatakan dengan nilai dari dua kemungkinan yakni nilai 0 dan 1. Nilai 0 menyatakan warna hitam, sedangkan nilai 1 menyatakan warna putih [5].

2.3 Ekstraksi Ciri

Feature Extraction atau ekstraksi ciri merupakan proses pengindeksan suatu *database* citra dengan isinya. Secara matematik, setiap ekstraksi ciri merupakan *encode* dari vektor n dimensi yang disebut vektor ciri. Komponen vektor ciri dihitung dengan pemrosesan citra dan teknik analisis serta digunakan untuk membandingkan citra yang satu dengan citra yang lain. Ekstraksi ciri diklasifikasikan menjadi 3 jenis, yaitu *low-level*, *middle-level*, dan *high-level*. *Low-level* merupakan ekstraksi ciri berdasarkan isi visual serta warna dan tekstur. *Middle-level* merupakan ekstraksi berdasarkan wilayah citra yang ditentukan dengan segmentasi. Dan yang terakhir, *high-level* merupakan ekstraksi ciri berdasarkan informasi semantik yang terkandung dalam citra [8].

2.4 Gray level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Metode GLCM termasuk dalam metode statistik dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kekontrasan, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra. Paradigma statistik ini penggunaannya tidak terbatas, sehingga sesuai untuk tekstur-tekstur alami yang tidak terstruktur dari sub pola dan himpunan aturan (mikrostruktur). Metode statistik terdiri dari ekstraksi ciri orde pertama dan ekstraksi ciri orde kedua. Ekstraksi ciri orde pertama dilakukan melalui histogram citra sedangkan ekstraksi ciri statistik orde kedua dilakukan dengan matriks kookurensi, yaitu suatu matriks antara yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial [5].

2.5 Feature Extraction

GLCM merupakan salah satu cara mengekstrak fitur tekstur statistik orde-kedua. Fitur tekstur yang diekstrak adalah energi, kontras, korelasi dan homogenitas [6].

- a. Energi menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra. Nilai energi yang tinggi muncul pada saat tekstur citra cenderung seragam [6].

$$\text{Energi} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \{p(i,j)\}^2 \quad (2.1)$$

- b. Kontras adalah perhitungan perbedaan intensitas antara piksel satu dan piksel yang berdekatan diseluruh gambar. Kontras bernilai nol untuk gambar yang konstan [6].

$$\text{Kontras} = \sum_{i,j} |i - j|^2 P(i,j) \quad (2.2)$$

- c. Homogenitas menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki homogeneity yang besar [6].

$$\text{Homogenitas} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{p(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (2.3)$$

- d. Korelasi mengukur ketidakmiripan suatu tekstur dimana nilainya akan besar bila acak dan bernilai kecil jika seragam [6].

$$\text{Korelasi} = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j) |i - j| \quad (2.4)$$

2.6 Support Vector Machine (SVM)

SVM merupakan sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linier dalam sebuah ruang ciri (feature space) berdimensi tinggi, dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan bias pembelajaran yang berasal dari teori pembelajaran statistik.

SVM merupakan metode klasifikasi yang kini banyak dikembangkan dan diterapkan. Metode ini berasal dari teori pembelajaran statistik yang menjanjikan dan memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode yang lainnya. SVM bekerja sangat baik pada himpunan data berdimensi tinggi. SVM yang menggunakan teknik kernel harus memetakan data asli dari dimensi asalnya menjadi dimensi lain yang relatif lebih tinggi. Pada SVM, hanya sejumlah data terpilih sajalah yang digunakan dalam klasifikasi yang akan dipelajari. SVM hanya menyimpan sebagian kecil data latih untuk digunakan pada saat prediksi. Hal inilah yang menjadi kelebihan SVM karena tidak semua data latih dilibatkan pada saat pelatihan [9].

2.7 Multiclass pada SVM

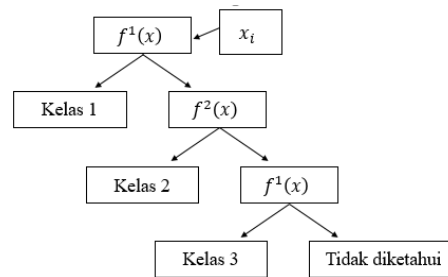
Dalam pengaplikasiannya, SVM memiliki dua pilihan pendekatan yang digunakan, yaitu menggabungkan beberapa biner atau menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas kedalam sebuah bentuk permasalahan optimal. Namun pada pendekatan kedua, pendekatan optimasi yang harus diselesaikan menjadi lebih rumit. Berikut akan dibahas mengenai metode yang digunakan pada pendekatan pertama [3].

2.8 One-Against-All (OAA)

Pada metode ini, dibangun sejumlah k buah kelas SVM biner. Setiap model klasifikasi ke-i dilatih dengan menggunakan keseluruhan data, untuk mencari solusi permasalahan. Contoh, terdapat permasalahan klasifikasi dengan 3 buah kelas. Untuk pelatihan digunakan 3 buah kelas biner seperti pada Tabel 2.2 dan penggunaannya dalam mengklasifikasikan data dapat dilihat pada Gambar 2.10 [3].

Tabel 2.1 Contoh SVM biner dengan metode OAA [3]

$y_i = 1$	$y_i = -1$	Hipotesis
Kelas 1	Bukan kelas 1	$f^1(x) = (W^1)x + b^1$
Kelas 2	Bukan kelas 2	$f^2(x) = (W^2)x + b^2$
Kelas 3	Bukan kelas 3	$f^3(x) = (W^3)x + b^3$



Gambar 2.1 Contoh klasifikasi dengan metode OAA [3]

2.9 Metode Kernel

Pada awalnya teknik machine learning dikembangkan dengan asumsi kelinearan, sehingga algoritma yang dihasilkan terbatas untuk kasus-kasus linear saja. Akan tetapi untuk menghadapi kasus yang tidak linier, berbagai macam fungsi linier tidak dapat digunakan. Kernel trick memberikan kemudahan, dikarenakan pada proses pembelajaran SVM untuk menentukan support vector cukup diketahui fungsi kernel yang dipakai dan tidak perlu mengetahui wujud dari fungsi non-linier [2].

Ada beberapa fungsi kernel yang sering digunakan dalam literatur SVM antara lain sebagai berikut [2]:

- Kernel *linear* adalah kernel yang paling sederhana dari semua fungsi kernel. Kernel ini biasa digunakan dalam kasus klasifikasi teks.
 - Kernel RBF (*Radial Basic Function*) adalah kernel yang umum digunakan untuk data yang sudah valid dan merupakan *default* dalam *tools* SVM
 - Kernel *Polynomial* adalah kernel yang sering digunakan pada klasifikasi gambar.
- Kernel *Tangent Hyperbolic* adalah kernel yang sering digunakan pada *neural network*.

3. DESAIN MODEL SISTEM

3.1 Akuisisi citra

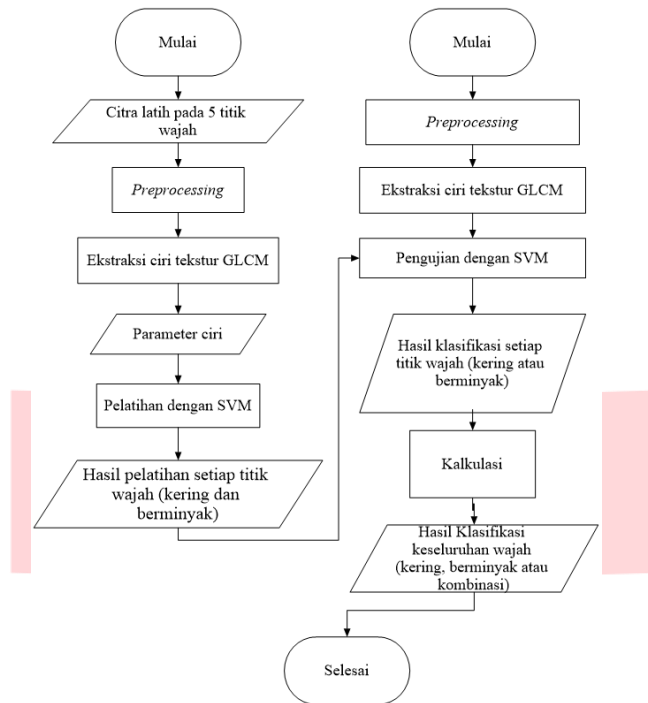
Akuisisi citra adalah proses untuk mendapatkan citra yang sesuai dengan kebutuhan. Citra di capture dengan menggunakan mikroskop digital dengan pembesaran 40x dan dilakukan pengaturan sedemikian rupa sehingga gambar yang didapat tidak blur. Wajah diambil citranya pada bagian dahi, batang hidung, dagu bagian atas, pipi kanan dan pipi kiri. Pencahayaan hanya menggunakan cahaya yang dihasilkan oleh mikroskop digital.

3.2 Image Preprocessing

Pada data latih dan data uji dilakukan image preprocessing agar data nantinya mudah untuk diolah pada tahap selanjutnya. Pada proses ini, citra berubah format dari citra RGB menjadi citra *grayscale* dengan tujuan untuk mereduksi citra tiga dimensi menjadi satu dimensi

3.3 Prosedur klasifikasi citra

Proses klasifikasi citra terbagi menjadi dua tahap. Pertama, yaitu berdasarkan setiap titik daerah wajah yang diambil citranya, dan yang kedua yaitu klasifikasi berdasarkan keseluruhan wajah dengan membandingkan setiap daerah wajah yang citra yang diambil.



Gambar 3.1 Diagram Alir SVM Latih Dan Uji

Pada tahap pertama, dilakukan klasifikasi pada setiap daerah wajah yaitu dahi, hidung, dagu, pipi kanan dan pipi kiri. Klasifikasi hanya terdiri dari dua kelas, yaitu kering atau berminyak. Pada proses ini juga dilakukan preprocessing pada citra latih, ekstraksi ciri dengan metode GLCM, serta pelatihan berdasarkan metode klasifikasi yang digunakan yaitu SVM.

Pada tahap selanjutnya dilakukan proses yang sama pada data uji, yaitu mulai dari preprocessing hingga ekstraksi ciri dengan metode GLCM. Data uji tersebutnya kemudian diujikan terhadap citra latih yang telah diolah, hingga citra uji berupa citra setiap titik wajah ini terklasifikasi menjadi 2 kelas, yaitu kering atau berminyak. Kemudian pada keluaran dari proses klasifikasi tadi akan dilakukan kalkulasi, dimana:

1. Jika terdapat 5 atau 4 kulit berminyak pada klasifikasi setiap titik daerah wajah, keseluruhan wajah akan dianggap berminyak
2. Jika terdapat 3 kulit berminyak, atau 3 kulit kering pada klasifikasi setiap titik daerah wajah, maka kulit wajah tersebut akan dianggap kombinasi
3. Jika terdapat 5 atau 4 kulit kering pada klasifikasi setiap kulit wajah, maka kulit wajah tersebut dianggap kering.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Analisis Sistem

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan beberapa parameter yang diperoleh selama proses pemrograman sistem. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang dipresentasikan dalam bentuk tabel dan kesimpulan dalam bentuk grafik. Skenario pengujian pada sistem adalah sebagai berikut:

Pengujian sistem dengan menggunakan parameter metode ekstraksi ciri GLCM dan klasifikasi SVM, yaitu dengan melihat perubahan akurasi terhadap perubahan penggunaan parameter fitur ekstraksi orde dua, jarak dan arah yang digunakan, serta kernel trick dan Kernel Option yang digunakan.

4.2 Pengujian Arah dan 2 Parameter Orde Dua Pada GLCM

Pada tahap pengujian ini menggunakan 2 parameter orde pada GLCM yaitu Kontras, Korelasi, Energi dan Homogenitas, $d=1$, SVM dengan *Kernel Option* 9 dan *Kernel Trick Polynomial*. Tabel 4.1 merupakan hasil pengujian 2 parameter orde dua (Energi dan Homogenitas).

Tabel 4.1 Akurasi Kombinasi 2 Parameter Orde Dua (Energi dan Homogenitas)

Arah	Jumlah Data Benar	Akurasi
0°	7	77,78%
45°	8	88,89%
90°	5	55,56%
135°	5	55,56%

Pada pengujian ini, kombinasi Energi dan Homogenitas dapat memberikan performansi yang baik pada sistem, dengan meraih akurasi sebesar 88.89% pada arah 45°. Akurasi yang didapatkan merupakan hasil akurasi tertinggi jika dibandingkan menggunakan kombinasi 4 dan 3 parameter orde dua, yang tidak lebih dari 88,89%. Waktu komputasi yang dihasilkan dengan rata-rata proses setiap sampel wajah adalah 4.1118s.

4.3 Pengujian Parameter jarak pada GLCM

Pada tahap pengujian ini menggunakan 3 parameter orde pada GLCM, $d=1$, dan parameter SVM kernel trick polynomial dengan $KO = 9$. Tabel 4.4 merupakan hasil pengujian parameter orde dua (Korelasi, Energi dan Homogenitas).

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Parameter Jarak Pada GLCM

Jarak (piksel)	Jumlah Data Benar	Akurasi
1	8	88,89%
2	6	66,67%
3	6	66,67%

Berdasarkan Tabel 4.2 akurasi terbesar didapatkan pada saat parameter jarak $d= 1$ piksel yaitu 88,889% dan saat parameter d miliki nilai 2 dan 3, akurasi yang dihasilkan sama, yaitu 66,67%. Semakin besar nilai d , maka akurasi yang dihasilkan akan semakin kecil.

4.4 Pengujian Kernel Trick dan Kernel Option

Pada Pengujian ini dilakukan pengujian akurasi dari parameter SVM dengan menggunakan parameter dengan akurasi terbaik pada pengujian sebelumnya. Parameter yang akan diuji yaitu kernel *polynomial*, *linear* dan RBF, serta Kernel Option dengan nilai 3, 6, 9, dan 12. Tabel 4.3 menunjukkan hasil akurasi dengan menggunakan kernel polynomial.

Tabel 4.3 Akurasi Kernel Linear

Kernel option	Jumlah Data Benar	Akurasi
3	4	44.44%
6	7	77.78%
9	8	88.89%
12	7	77.77%

Berdasarkan pengujian unth setiap kernel dan setiap nilai Kernel Option, hasil terbaik diperlihatkan oleh Tabel 4.3, dimana akurasi tertinggi didapatkan kernel polynomial, $KO=9$ dengan akurasi sebesar 88,89%. Hal ini menunjukkan kernel polynomial lebih cocok pada sistem dengan data latih yang sedikit.

4.5 Skenario Perubahan Jumlah Data latih dan Data Uji

Pada pengujian ini, dilakukan perubahan pada data latih dan data latih, dimana pada setiap kelas pada data latih akan diambil 2 sampel citra pada setiap pengujiannya. Pengujian yang dilakukan yaitu 10 data latih dan 9 data uji, 8 data latih dan 13 data uji, 6 data latih dan 17 data uji, 4 data latih dan 21 data uji, dan yang terakhir 2 data latih dan 25 data uji. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.4 Perbandingan Data Latih dan Data Uji

Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji (orang)	Jumlah Data Benar	Akurasi
10	9	8	88.89%
8	13	5	38.46%
6	17	8	47.05%
4	21	10	47.61%

Tabel 4.4 memperlihatkan akurasi tertinggi didapati dengan jumlah data latih yang lebih banyak dibanding data uji, yaitu 10 data latih dan 9 data uji dengan akurasi 88,89%. Dapat disimpulkan bahwa perubahan jumlah data menyebabkan akurasi menurun cukup drastis. Hal ini bisa disebabkan kurangnya ciri yang didapatkan dari proses ekstraksi ciri, sehingga kinerja klasifikasi menjadi menurun.

5. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

1. Parameter terbaik GLCM yang diujikan sistem adalah arah 45° dan nilai jarak sebesar 1 piksel.
2. Kombinasi parameter ciri orde dua energi dan homogenitas menghasilkan akurasi terbaik pada sistem, yaitu sebesar 88,89%.
3. Pada pengujian kernel *trick*, menggunakan *polynomial*, *linear* dan RBF, menunjukkan bahwa kernel yang paling sesuai digunakan pada sistem ini adalah kernel *polynomial*.
4. *Kernel Option* bernilai 9 menghasilkan akurasi terbaik yaitu sebesar 88,89%.
5. Perubahan jumlah data latih menyebabkan penurunan akurasi secara drastis.

5.2 Saran

1. Proses akuisisi citra secara real time
2. Menggunakan metode klasifikasi SVM dengan *multiclass One-Against-One* (OAO) atau penggunaan metode ekstraksi citra dan klasifikasi yang berbeda, yang memungkinkan peningkatan akurasi sistem.
3. Menggunakan database dengan data latih yang lebih banyak.
4. Pengujian dilakukan pada kulit pria maupun wanita.
5. Pengaplikasian pada sistem android

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Begoun, Paula. 2009. *"The Original Beauty Bible: Skin-Care Facts for Ageless Beauty"*, Beginning Press edisi ketiga.
- [2] Cristianini N., Taylor J.S., 2000. *"An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods"*, Cambridge Press University.
- [3] Hsu, Chih-Wei., Lin, Chih-Jen., 2002. *"Comparison of Methods for Multi-class Support Vector Machines."* IEEE Transactions on Neural Networks, 13(2):415-425.
- [4] Irawan, V., dan Widjaja, A.W., 2011. *"Pengembangan Model Perilaku Konsumen Pria Dalam Membeli Produk Perawatan Kulit (Skin Care) Di Indonesia"*, Ultima Managent Vol.3 No 1.
- [5] Kadir, A. dan Susanto, A., 2013. *"Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra"*, Andi: Yogyakarta.
- [6] Liu, X., Clarke, K., Herold, M., 2006. *"Population Density and Image Texture: A Comparison Study"*, America. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing" Vol.72 No.2, 187.
- [7] Munir, Rinaldi. 2004. Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatan Algoritmik. Bandung: Informatika.
- [8] Parker, J.R. 2011. *"Algorithms for Image Processing and Computer Vision."* Indianapolis: Wiley Publishing, Inc.
- [9] Prasetyo, E., 2014. Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab. Andi Publisher: Yogyakarta.
- [10] Sartika, Susatio, E. dan Iwut Tritoasmoro, I., 2012. *"Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Berdasarkan Analisis Tekstur dengan Metode K-Nearest Neighbor"*, Universitas Telkom, Bandung.