

Pemanfaatan Ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) Untuk Deteksi Melasma Pada Citra Wajah

Winda Ika Praseptiyana¹, Agus Wahyu Widodo², Muh Arif Rahman³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹windaika.prstyn@gmail.com, ²a_wahyu_w@ub.ac.id, ³m_arif@ub.ac.id

Abstrak

Kulit adalah organ tubuh terluar manusia dengan sensitifitas tertinggi dari lingkungan luar yang dapat menimbulkan penyakit kulit. Penyakit kulit pada negara beriklim tropis seperti Indonesia adalah melasma. Melasma diakibatkan penggunaan kosmetik berlebihan yang bersentuhan dengan sinar ultraviolet. Jika dibiarkan dapat merusak sel kulit, merusak DNA dan berisiko timbulnya kanker kulit. Pemeriksaan *on site* dilakukan dokter kulit mengandalkan pemeriksaan visual dan anamnesis, yang tidak menutup kemungkinan menimbulkan analisis dan diagnosis yang kurang akurat. Sehingga penderita memilih melakukan *selfcare*. Namun, *selfcare* dapat menyebabkan melasma semakin parah apabila salah mengidentifikasi. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem deteksi untuk membantu mengidentifikasi melasma secara otomatis. Menggunakan 20 data citra wajah terbagi 16 citra latih dan 4 citra uji. Citra wajah diolah melalui pemotongan citra secara *non-overlapping sliding window* untuk mendapatkan citra *window*, lalu dikonversi ke citra *grayscale*. Menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai ekstraksi tekstur dengan arah sudut kombinasi 0°, 45°, 90°, 135° dan jarak ketetanggaan $d=1,2,3$. Kemudian mencari nilai fitur GLCM yakni kontras, homogenitas, energi dan entropi. Metode tahap klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbour* (KNN) bernilai $k=5$. Penelitian ini berhasil pada pengujian citra *window*, persentase terbaik 98% dengan ukuran *window* 200x200 piksel melalui arah sudut 3 kombinasi 0°+45°+90° dan jarak ketetanggaan $d=2$.

Kata kunci: penyakit kulit, melasma, ekstraksi ciri, GLCM, KNN

Abstract

Skin is the outermost human organ with the highest sensitivity from external environment, it can cause skin diseases. Skin disease in tropical countries like Indonesia is melasma. Melasma is caused by excessive use of cosmetics and contact with ultraviolet light. If allowed to damage skin cells, damage DNA and risk of skin cancer. Examination on site by a dermatologist relies on visual examination and history taking, which does not rule out the possibility on inaccurate analysis and diagnosis. Therefore, patients choose to do selfcare. However, selfcare can cause melasma to get worse if it is misidentified. Therefore, a detection system is needed to help identify melasma automatically. Using 20 face images data divided into 16 training images and 4 testing images. Face image come in processed cropping images in non-overlapping sliding window to get the window images, then converted to grayscale images. Using the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method as texture extraction with combination angle is 0°, 45°, 90°, 135° and neighboring distance value $d = 1,2,3$. Use of GLCM features are contrast, homogeneity, energy and entropy. For classification method using K-Nearest Neighbor (KNN) with value $k=5$. This research success in testing of window images, the best percentage was 98% with window size of 200x200 pixels, angular direction with 3 combination is 0°+45°+90° and distance of neighborhood is $d = 2$.

Keywords: skin disease, melasma, feature extraction, GLCM, KNN

1. PENDAHULUAN

Kulit merupakan organ tubuh terluar dari manusia yang dapat menerima rangsangan

berupa rasa sakit, sentuhan serta pengaruh lain yang bersumber dari lingkungan diluar tubuh (Proksch, Brandner dan Jensen, 2008). Apabila kulit tidak terjaga kesehatannya, dapat

menimbulkan berbagai penyakit kulit. Penyakit kulit pun sering mendapat anggapan remeh dikarenakan bersifat cenderung tidak berbahaya dan tidak menyebabkan kematian. Hal tersebut sangat salah, karena apabila penyakit kulit selalu dibiarkan menyebabkan penyakit semakin menyebar dan sulit untuk mengobatinya. Penyakit kulit yang kadang kala ditemukan pada negara dengan iklim tropis seperti Indonesia adalah melasma. Melasma diakibatkan oleh penggunaan kosmetik yang mengandung zat pemutih kulit dengan dosis yang salah kemudian terjadi reaksi fotosensitisasi dengan sinar ultraviolet yang kronis sehingga dapat merusak sel kulit, merusak DNA dan dimungkinkan beresiko timbulnya kanker kulit (Oktarina, 2012).

Pemeriksaan secara *on site* yang dilakukan oleh dokter kulit saat ini mengandalkan pemeriksaan visual objek mata dan anamnesis. Pemeriksaan secara subjektif ini tidak menutup kemungkinan dapat menimbulkan analisis dan diagnosis yang kurang akurat. Sehingga beberapa dari penderita melasma memilih untuk mengobati diri sendiri atau *selfcare*. Namun, *selfcare* dapat menyebabkan area kulit menjadi semakin parah jika salah dalam mengidentifikasi penyakit ini. Oleh karena hal tersebut, dibutuhkanlah sistem deteksi untuk membantu dalam mengidentifikasi melasma pada citra wajah secara otomatis.

Satu-satunya penelitian melasma terdahulu oleh Xu Zhang et al (2016) melakukan teknik segmentasi untuk identifikasi area melasma dan area kulit normal yang berjudul "*Reaction-diffusion Based Level Set Method with Local Entropy Thresholding for Melasma Image Segmentation*". Wang et al (2007) menerapkan pendekatan *top down* yakni upaya dengan mengekstraksi karakteristik yang dimiliki citra agar dapat dilakukan pengenalan citra. Karakteristik yang dimiliki diantaranya warna, tekstur dan bentuk.

Penelitian ini difokuskan untuk meneliti melalui karakteristik tekstur dalam mendeteksi melasma. Karakteristik tekstur memberikan informasi mengenai fitur-fitur yang lebih penting dan spesifik mengenai melasma dengan permukaan tekstur kulit yang berbeda-beda sekalipun menampilkan warna yang homogen.

Terdapat metode ekstraksi tekstur seperti *Gray Level Cooccurrence Matrix*, *Local Binary Pattern (LBP)*, *Haar Wavelet* dan lain-lain.

Dalam kajian yang dilakukan oleh Materka dan Strzelecki (1998) menunjukkan metode statistik yakni orde kedua memberikan hasil lebih baik dalam mengekstrak karakteristik tekstur dan menyebutkan pula bahwa metode statistik orde kedua paling baik dalam melakukan analisis tekstur adalah yang dikembangkan oleh Haralick (1973) yaitu *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*, bahkan Siqueira et al (2013) menyatakan diantara beberapa pendekatan statistik, GLCM terbukti sangat *powerful* sebagai deskriptor ciri dalam merepresentasikan suatu karakteristik tekstur dari citra.

Penelitian yang dilakukan Riyan Hartanti (2011) dalam mendeteksi potensi kanker payudara citra x-ray memanfaatkan *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* untuk mencirikan tekstur massa tumor, normal serta gugus mikroklasifikasi pada area mammogram. Menggunakan jarak ketetanggaan $d=1,2,3$ serta fitur GLCM diantaranya kontras, homogenitas, energi, entropi, *mean*, korelasi dan standar deviasi. Dari 50 data, tiap ciri tekstur GLCM menunjukkan ketujuh fitur GLCM yang digunakan dapat mewakili karakteristik tekstur untuk ketiga kategori klasifikasi. Pada klasifikasi *K-Nearest Neighbor (KNN)* menghasilkan rasio pengenalan terbaik nilai $k=5$ dengan akurasi 86%. Pendeteksian lainnya meneliti kelainan tulang belakang sebanyak 128 citra yang menghasilkan persentase keberhasilan 84,84% menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix*. Pada jarak ketetanggaan bernilai $d=3$ serta fitur GLCM menggunakan energi, kontras, homogenitas dan korelasi. Metode klasifikasi yang digunakan *K-Nearest Neighbor (KNN)* untuk 3 klasifikasi yakni tulang punggung normal, kelainan dekstrokoliosis dan kelainan levoskoliosis pada nilai $k=5$ (Afriyana, Purnamasari dan Patmasari, 2018). Kedua penelitian tersebut menggunakan parameter arah sudut $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ dan 135° .

Penelitian lainnya dengan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* untuk mendeteksi kondisi organ pankreas melalui citra iris mata dengan akurasi 75% menggunakan metode pengenalan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* (Eskaprianda, Isnanto dan Santoso, 2011). Adapun penerapan GLCM mendeteksi kelainan gigi akurasi 66,6% melalui metode pengenalan naive bayes (Harisman dan Wijaya, 2017).

Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dapat disimpulkan bahwa dalam mendeteksi penyakit pada organ tubuh manusia di penelitian sebelumnya dapat diterapkan. Berdasarkan hasil kemampuan metode tersebut dalam mendeteksi penyakit organ tubuh manusia, maka diusulkan penelitian “Pemanfaatan Ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) Untuk Deteksi Melasma Pada Citra Wajah”. Melalui parameter jarak ketetanggaan $d=1,2,3$ serta arah sudut $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ dan kombinasi. Selanjutnya dilakukan klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbors* (KNN) dengan k bernilai 5 untuk membantu dan memudahkan dalam menentukan klasifikasi citra melasma dan bukan melasma dengan hasil yang baik.

2. DASAR TEORI

2.1 Melasma

Melasma atau *Chloasma* dalam medis merupakan penyakit kulit dengan bercak hiperpigmentasi pada kulit wajah. Penyakit kulit ini dialami jutaan orang diseluruh dunia pada iklim tropis. Melasma berwarna coklat, kehitaman dan lebih gelap dibandingkan warna kulit normal. Melasma berbentuk menyerupai peta dan bersifat simetris yang terletak pada pipi, hidung, dagu, dahi dan di atas bibir (Harahap, 2000).



Gambar 1. Melasma
Sumber : (Ingber, 2006)

Melasma diakibatkan penggunaan kosmetik yang mengandung zat pemutih kulit berlebihan dan bersentuhan langsung dengan sinar ultraviolet.

2.2 Citra

Citra didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi $f(x,y)$ dimana x dan y adalah koordinat spasial dan f adalah nilai intensitas warna pada koordinat x dan y . Citra digital merupakan representasi piksel-piksel yang dinyatakan dalam matriks berukuran N baris dan M kolom.

2.2.1 Citra Berwarna

Citra berwarna adalah jenis citra yang mengandung 3 buah kanal untuk setiap piksel yakni *red/merah* (R), *green/hijau* (G) dan *blue/biru* (B) yang dimodelkan kedalam ruang warna RGB. Masing-masing piksel dalam setiap kanal mempunyai kemungkinan nilai sebanyak 256 kemungkinan, yaitu nilai diantara 0-255.

2.2.2 Citra Grayscale

Citra *grayscale* merupakan citra yang hanya memiliki 1 buah kanal sehingga yang ditampilkan hanyalah nilai intensitas atau derajat keabuan. Memiliki skala keabuan nilai 0-255.

2.3 Windowing

Windowing dalam pemrosesan citra digital merupakan sebuah fungsi untuk mengambil area yang terseleksi beserta nilai secara *sliding window* yang kemudian dapat dilakukan proses pemotongan citra. Area yang dihasilkan disebut *window* dengan bentuk kotak persegi bertujuan memudahkan proses ekstraksi fitur untuk membentuk sebuah informasi. *Sliding window* merupakan metode *windowing* yang bergeser menelusuri citra dimulai dari ujung kiri atas hingga berakhir diujung kanan bawah dengan ukuran *window* yang telah ditentukan.

Teknik ini memiliki 2 parameter yaitu ukuran *window* dan ukuran perpindahan *window* dengan jenis *windowing* yaitu *non-overlapping sliding window* dan *overlapping sliding window*.

Penelitian ini menggunakan *non-overlapping sliding window* karena waktu komputasi yang dilakukan lebih cepat untuk ukuran citra yang besar. Selain itu, apabila identifikasi melasma dilakukan secara *overlapping sliding window* maka area yang dilakukan pengecekan paling banyak berada di area tengah citra karena pergeseran *window* yang dilakukan lebih banyak pada area tengah citra tersebut dibandingkan sisi tepi pada citra sedangkan pada obyek penelitian ini yaitu melasma bersifat simetris dengan letak melasma pada kulit wajah tidak selalu berada pada posisi yang sama dan tidak pada area tengah citra karena letak melasma pada kulit wajah dapat berada dimana saja. Sehingga dalam mengidentifikasi melalui setiap *window* pada citra wajah hanya dilakukan pengecekan sekali secara *non-overlapping sliding window*.

2.4 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah metode ekstraksi ciri berdasarkan tekstur. Untuk memperoleh tekstur citra digunakan perhitungan tekstur pada orde kedua melalui hubungan jarak ketetanggaan antara 2 piksel dan orientasi arah sudut 0°, 45°, 90°, 135° dapat dikombinasi serta jarak ketetanggaan (Kadir dan Susanto, 2013).

1. Menentukan nilai awal untuk matriks GLCM suatu pasangan piksel melalui arah sudut dan jarak ketetanggaan.
2. Membuat matriks *framework* berdasarkan jumlah pasangan piksel.
3. Pembentukan matriks GLCM yang simetris.
4. Kemudian matriks simetris dinormalisasi.
5. Selanjutnya matriks tersebut digunakan untuk menghitung fitur tekstur.

2.5 Fitur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Terdapat 28 fitur yang ditemukan Haralick, sebanyak 14 fitur yang dapat dikalkulasikan dengan metode GLCM pada citra yaitu *Angular Second Moment, Correlation, Contrast, Variance, Sum Variance, Inverse Difference Moment, Sum Entropy, Entropy, Max. Correlation Coeff, Difference Entropy, Difference Variance, Sum Average, Info Measure of Correlation 1 dan 2*. Namun, Newsam dan Kammath (2005) mengkaji bahwa 14 fitur tersebut, hanya 4 fitur diantaranya merupakan fitur utama yaitu kontras, energi, entropi dan homogenitas.

Kontras

Kontras adalah representasi nilai terhadap variasi tingkat keabuan dalam matriks *cooccurrence*. Apabila suatu piksel dengan piksel tetangganya mempunyai nilai intensitas yang berdekatan, maka kontras tekstur sangat rendah.

$$kontras = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (1)$$

Homogenitas

Homogenitas mengukur tingkat homogenitas atau kesamaan variasi dalam intensitas keabuan citra pada matriks *co-occurrence*. Homogenitas bernilai tinggi jika pasangan piksel mempunyai nilai keabuan yang seragam.

$$homogenitas = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (2)$$

Energi

Energi adalah karakteristik untuk melihat tingkat keseragaman tekstur. Jika semakin tinggi nilai energi, maka tingkat homogenitas tekstur tinggi dan variasi intensitas dalam citra mengecil.

$$energi = \sum_i \sum_j (p(i, j))^2 \quad (3)$$

Entropi

Entropi merupakan kebalikan dari *homogenitas* yaitu ukuran tingkat keteracakan derajat keabuan suatu citra pada matriks *co-occurrence*. Nilai entropi memberikan informasi berupa fitur permukaan tektur kasar ataupun halus. Apabila nilai entropi semakin mendekati 1 maka derajat kekasaran tektur semakin tinggi begitupula sebaliknya.

$$entropi = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (4)$$

Keterangan persamaan dari 4 fitur GLCM:

- p : probabilitas (0-1) yaitu elemen matriks
- (i, j) : pada baris ke- i serta kolom ke- j
- Ng : frekuensi tingkat keabuan citra

2.6 K-Nearest Neighbour (KNN)

Metode KNN untuk mengklasifikasi kumpulan objek baru menggunakan data latih yang telah diklasifikasi dan disimpan sebelumnya. Algoritme ini dilakukan untuk mencari kelompok k objek. Dilakukan pada data *testing* yang belum diklasifikasi kemudian membandingkan kemiripan paling banyak dengan data *training*.

Digunakan Jarak *Euclidean* untuk klasifikasi objek digunakan dalam mengukur kemiripan citra antara 2 titik yakni titik x pada data *training* serta titik y pada data *testing*.

$$d(x, y) = \sum_{r=1}^n (x_r - y_r)^2 \quad (5)$$

Keterangan persamaan diatas:

- $d(x, y)$: jarak *Euclidean* x_i dengan y_i
- x_i : proses perhitungan pada data x ke- i
- y_i : perhitungan pada data y ke- i

3. METODELOGI

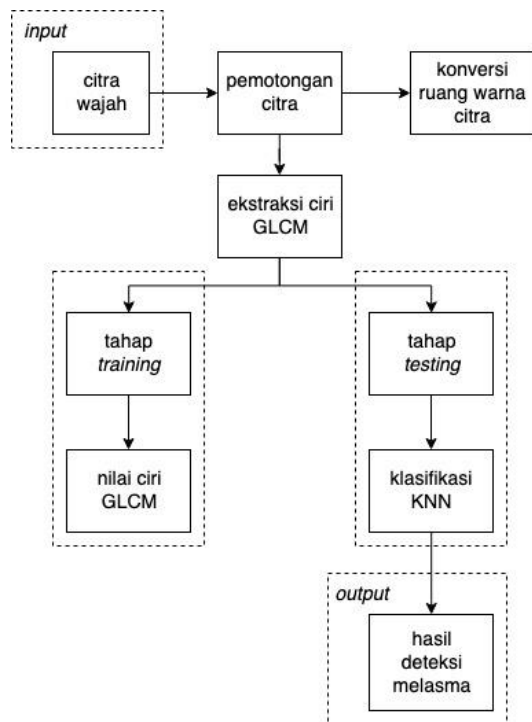
3.1 Data

Dataset dalam penelitian ini adalah data primer. Partisipan yang terlibat sedang mengalami gangguan kulit pada wajah berupa melasma. Pengambilan citra dengan kondisi penderita melasma tidak sedang menggunakan produk kecantikan wajah seperti *make up*. Didapatkan sebanyak 20 citra berupa foto wajah dengan posisi tampak depan berukuran 4752x3168 piksel.



Gambar 2. Citra Foto Wajah dan Citra Window (Potongan) Melasma

3.2 Strategi Penelitian



Gambar 3. Gambaran Umum Penelitian

Pertama, dilakukan input citra berupa foto wajah. Berikutnya masuk pada tahap pemotongan citra menggunakan teknik *windowing* untuk mendapatkan citra *window*. Selanjutnya citra *window* dikonversi menjadi citra *grayscale*.

Kedua, citra *window* diolah dengan perhitungan matriks *Gray Level Co-occurrence Matrix* untuk memperoleh nilai matriks *cooccurrence*. Lalu dicari nilai fitur-fitur GLCM yakni energi, kontras, entropi dan homogenitas. Nilai dari fitur-fitur GLCM tersebut disimpan dalam *database* sebagai data *training*. Sedangkan untuk tahap *testing*, nilai fitur-fitur GLCM yang didapat langsung diklasifikasi menggunakan algoritme KNN dengan klasifikasi 2 kelas yakni kelas melasma dan bukan melasma. Algoritme kedekatan yang digunakan adalah jarak *Euclidean*.

4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

4.1 Pengujian Ukuran Window

Pengujian ukuran *window* dilakukan melalui keterkaitan ukuran *window* dengan tingkat akurasi hasil deteksi. Citra wajah sebagai citra *input* pada tahap pemotongan citra menggunakan *windowing* untuk menghasilkan citra *window* dengan ukuran piksel yang seragam. Pengujian pada ukuran *window* dilakukan dengan menggunakan ukuran *window* yang bervariasi yaitu 100x100, 150x150 dan 200x200 piksel.

4.2 Pengujian Arah Sudut

Pengujian arah sudut GLCM dilakukan untuk menguji arah sudut melalui keterkaitan dengan tingkat akurasi hasil deteksi. Setiap arah sudut pada GLCM memiliki perbedaan sesuai dengan besar arah sudut yang digunakan, sehingga nilai akurasi yang dihasilkan dapat berbeda-beda. Besar arah sudut yang digunakan arah sudut adalah 0°, 45°, 90°, 135° dan kombinasi diantaranya 0°+45°, 0°+90°, 0°+135°, 45°+90°, 45°+135°, 90°+135°, 0°+45°+90°, 0°+45°+135°, 45°+90°+135°, 0°+90°+135° dan 0°+45°+90°+135°.

4.3 Pengujian Jarak Ketetangaan

Pengujian jarak ketetangaan GLCM untuk menguji jarak ketetangaan piksel melalui keterkaitan jarak ketetangaan dengan tingkat akurasi hasil deteksi. Mulanya menentukan pasangan piksel dalam membentuk matriks awal GLCM menggunakan jarak ketetangaan (d). Pengujian jarak ketetangaan ini dilakukan untuk mendapatkan jarak ketetangaan terbaik dalam mendeteksi melasma pada citra wajah. Nilai jarak ketetangaan yang digunakan dalam pengujian ini bervariasi yaitu d=1, d=2 dan d=3.

4.4 Hasil Pengujian

4.4.1 Skenarion Pengujian Citra Wajah

Pada pengujian ini dilakukan menggunakan 4 citra foto wajah penderita melasma sebagai data uji. Pengujian pada citra wajah dilakukan *input* citra wajah berukuran 4752x3168 piksel, kemudian citra tersebut diolah hingga tahap *testing*. Tahap *testing* yang dilakukan yakni menggunakan teknik *windowing*, dimana tahap tersebut mengecek keseluruhan citra *window* pada citra wajah secara *non-overlapping sliding window* dimulai dari ujung kiri atas citra hingga ujung kanan bawah citra. Berikut contoh citra hasil pengujian pada foto wajah.



Gambar 4. Uji Citra Wajah (kiri) dan Hasil Uji Citra Wajah (kanan)

Tabel 1. *Confussion Matrix* Hasil Pengujian Citra Wajah

		Actually	
		Positive	Negative
Predicted	Positive	23	51
	Negative	130	563
<i>recall</i>		0,150	
<i>precision</i>		0,310	
<i>accuracy</i>		0,764	

Hasil pengujian menggunakan citra wajah didapatkan hasil terbaik pada ukuran *window* 100x100 piksel dengan persentase akurasi 0,764 melalui citra foto wajah_2, jarak ketetanggaan bernilai $d=2$ dan arah sudut 4 kombinasi $0^{\circ}+45^{\circ}+90^{\circ}+135^{\circ}$.

Tabel 1 *confussion matrix* hasil evaluasi dengan data uji terdeteksi 767 data uji *citra window* pada satu citra wajah. Hasil klasifikasi menjelaskan *true positive* yakni data melasma berhasil terdeteksi benar sebanyak 23. *False positive* yakni data bukan melasma namun terdeteksi sebagai data melasma sebanyak 51. *True negative* yaitu data bukan melasma berhasil terdeteksi benar sebanyak 563. *False negative* yaitu data melasma namun terdeteksi sebagai data bukan melasma berjumlah 130. Didapatkan

recall sebesar 0,150 yakni tingkat keberhasilan suatu sistem untuk mendapatkan informasi dan *precision* sebesar 0,310 yakni tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan oleh sistem.

4.4.2 Skenario Pengujian Citra Window

Pengujian citra *window* menggunakan citra *window* atau potongan citra yang dihasilkan melalui tahap pemotongan citra wajah. Kemudian citra-citra *window* tersebut diambil citra melasma dan bukan melasma. Selanjutnya diolah menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk dilakukan ekstraksi tekstur dan dilakukan klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbour* (KNN) untuk mencari kedekatan data uji dengan data latih melalui nilai-nilai fitur tekstur tersebut.

Tabel 2. *Confussion Matrix* Hasil Pengujian Citra Window

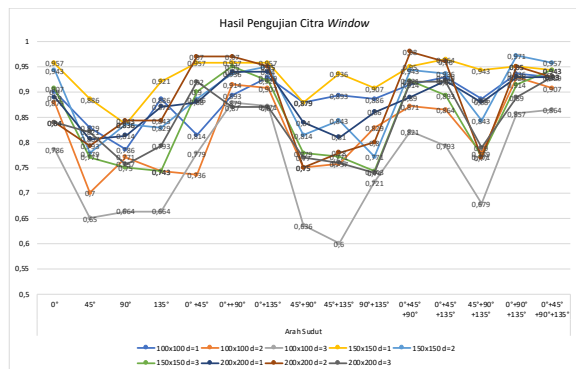
		Actually	
		Positive	Negative
Predicted	Positive	18	0
	Negative	2	80
<i>recall</i>		0,9	
<i>precision</i>		1.0	
<i>accuracy</i>		0,98	

Hasil pengujian menggunakan citra *window* dengan hasil akurasi terbaik berada di ukuran *window* 200x200 piksel dengan persentase sebesar 0,98 pada arah sudut 3 kombinasi $0^{\circ}+45^{\circ}+90^{\circ}$ dan jarak ketetanggaan bernilai $d=2$.

Tabel 2 *confussion matrix* hasil evaluasi menggunakan 100 data uji citra *window* terdiri atas citra *window* melasma sebanyak 20 data dan citra *window* bukan melasma sebanyak 80 data. Hasil klasifikasi menjelaskan bahwa *true positive* yakni data melasma yang berhasil terdeteksi benar sebanyak 18 data. *False positive* yakni data bukan melasma namun terdeteksi sebagai data melasma berjumlah 0 data. *True negative* yaitu data bukan melasma yang berhasil terdeteksi benar sebanyak 80 data. *False negative* yaitu data melasma namun terdeteksi sebagai data bukan melasma berjumlah 2 data. Didapatkan persentase *recall* sebesar 0,9 yakni tingkat keberhasilan sistem untuk memperoleh informasi dan *precision* sebesar 1.0 yakni tingkat ketepatan informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan oleh sistem.

4.5 Analisis

Pengujian pada citra *window* sebesar 0,957 sebagai akurasi terbaik daripada pengujian pada citra wajah memiliki akurasi sebesar 0,764. Berdasarkan dari kedua skenario pengujian yang dilakukan pada citra *window* dan citra wajah, menghasilkan akurasi terbaik pada pengujian citra *window*. Pengujian menggunakan citra *window* lebih baik dalam mengekstraksi ciri tekstur dan klasifikasi dapat dilihat pada hasil akurasi tertinggi. Dari kedua skenario pengujian yang dilakukan, dapat dianalisis dari penggunaan jumlah citra *window* sebagai data uji. Pada pengujian citra wajah dimana citra wajah sebagai data uji memiliki citra *window* untuk satu citra wajah belum mampu dikenali dengan baik karena jumlahnya yang besar dibandingkan jumlah data latih. Sedangkan pada pengujian citra *window* dimana citra *window* sebagai data uji dapat dikenali dengan baik karena pengaruh jumlah citra *window* yang ada tidak sebanyak pada jumlah citra *window* pada satu wajah.



Gambar 5. Grafik Hasil Pengujian Citra Window

Berdasarkan hasil pengujian citra *window* pada ukuran *window* diantara ukuran window 100x100, 150x150 dan 200x200 piksel, ukuran *window* berdasarkan hasil akurasi terbaik pada ukuran *window* 200x200 piksel dengan persentase akurasi sebesar 0,98. Semakin besar nilai untuk ukuran *window* yang digunakan, maka semakin baik dalam menggambarkan objek. Semakin luas ukuran *window* pada potongan citra mampu menangkap nilai ciri tekstur sehingga dapat membedakan potongan citra area melasma dan bukan melasma.

Berdasarkan hasil pengujian citra *window* pada arah sudut dilakukan pengujian kombinasi arah sudut yakni 1 kombinasi arah sudut diantaranya 0°,45°, 90°, 135°, 2 kombinasi arah

sudut diantaranya 0°+45°, 0°+90°, 0°+ 135°, 45°+90°, 45°+135°, 90°+135°, 3 kombinasi arah sudut diantaranya 0°+45°+90°, 0°+45°+135°, 45°+ 90°+135°, 0°+90°+135°, dan 4 kombinasi arah sudut diantaranya 0°+45°+90°+ 135°. Berdasarkan hasil akurasi terbaik pada arah sudut 3 kombinasi 0°+45°+90° dengan persentase akurasi sebesar 0,98. Dapat dilihat melalui grafik hasil pengujian citra *window* bahwa untuk masing-masing arah sudut dan kombinasi arah sudut menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda. Pemakaian kombinasi arah sudut yang berbeda-beda akan menghasilkan nilai matriks GLCM dan nilai ciri tekstur yang berbeda pula.

Berdasarkan hasil pengujian citra *window* pada jarak ketetanggaan diantara nilai jarak ketetanggaan d=1, d=2, d=3, jarak ketetanggaan berdasarkan hasil terbaik pada nilai d=2 dengan persentase akurasi sebesar 0,98 yang mampu merepresentasikan nilai yang tepat sehingga menghasilkan ekstraksi ciri yang baik. Dapat dilihat melalui grafik hasil pengujian citra *window* bahwa untuk masing-masing jarak ketetanggaan menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda dengan nilai matriks GLCM dan nilai ciri tekstur yang berbeda pula.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Ukuran *window* yang digunakan dalam penelitian adalah 100x100, 150x150, 200x200 menghasilkan pengujian terbaik pada ukuran *window* 200x200 piksel dengan persentase sebesar 98% pada pengujian citra *window*. Semakin besar ukuran *window* yang digunakan, maka semakin baik dalam menggambarkan objek. Semakin luas ukuran *window* pada potongan citra atau citra *window* mampu menangkap nilai ciri tekstur sehingga dapat membedakan potongan citra atau citra *window* area melasma dan bukan melasma.

Arah sudut sebagai parameter metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) menghasilkan arah sudut terbaik pada arah sudut 3 kombinasi 0°+45°+90° dengan persentase akurasi 98% pada pengujian citra *window*. Berdasarkan hasil pengujian untuk setiap pemakaian arah sudut yang berbeda akan menghasilkan nilai matriks GLCM dan nilai ciri yang berbeda sehingga menghasilkan nilai akurasi yang berbeda pula.

Jarak ketetangaan sebagai parameter metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang digunakan yakni $d=1$, $d=2$, $d=3$ dan berhasil dengan jarak ketetangaan $d=2$ sebesar 98% pada pengujian citra *window*. Berdasarkan hasil pengujian untuk setiap pemakaian arah sudut yang berbeda akan menghasilkan nilai matriks GLCM dan nilai ciri yang berbeda sehingga menghasilkan nilai akurasi yang berbeda pula.

5.2 Saran

Adapun saran dari peneliti untuk diterapkan pada pengembangan penelitian berikutnya yakni:

1. Menggunakan data citra wajah dengan kondisi pencahayaan yang stabil atau sama rata sehingga ketika dilakukan pengolahan citra dapat diolah dan digunakan dengan baik.
2. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan beberapa metode ekstraksi fitur lainnya seperti *Haar Wavelet*, *Local Binary Pattern* dan lain-lain.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Afriyana, Y., Purnamasari, R. dan Patmasari, R., 2018. Deteksi Kelainan Tulang Belakang Berdasarkan Citra Medis Digital dengan Menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN).
- Afriyana, Y., Purnamasari, R. dan Patmasari, R., 2018. Deteksi Kelainan Tulang Belakang Berdasarkan Citra Medis Digital dengan Menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN).
- Eskaprianda, A., Isnanto, R.R. dan Santoso, I., 2011. Deteksi Kondisi Organ Pankreas Melalui Iris Mata Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Perambatan Balik dengan Pencirian Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan.
- Harahap, Marwali., 2000. Ilmu Penyakit Kulit. Jakarta: Penerbit Hipokrates.
- Haralick, R.M., Shanmugam, K. dan Dinstein, I., 1973. *Textural Features for Image Classification*, IEEE Trans. On Systems, Man And Cybernetics, Vol. SMC-3, No. 6, pp. 610-621.
- Harisman, L.M. dan Wijaya, E., 2017. Implementasi Klasifikasi Citra Berdasarkan Ekstraksi Ciri untuk Mendeteksi Kelainan Gigi Menggunakan Metode Naive Bayes dan Metode GLCM.
- Hartadi, R., Santoso, I. dan Hidayatno, A., 2011. Deteksi Potensi Kanker Payudara Pada Mammogram Menggunakan Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrices*. hal.1–6.
- Ingber, A., 2009. *Obstetric Dermatology*. Berlin.
- Kadir, S. dan Susanto, A., 2013. Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra. Yogyakarta.
- Madenda, Sarifuddin., 2015. Pengolahan Citra dan Video Digital. Jakarta: Penerbit Andi.
- Materka, A. dan Strzelecki, M., 1998. *Texture Analysis Methods – A Review*, Technical University of Lodz. Institute of Electronics, Poland.
- Newsam, S. dan Kammath, C., 2005. *Comparing Shape and Texture Features for Pattern Recognition in Simulation Data on IS&T/SPIE'S Annual Symposium on Electronic Imaging*. San Jose, USA.
- Oktarina, P.D.W.I., 2012. Faktor Risiko Penderita Melasma. Jurnal Kedokteran Diponegoro.
- Proksch, E., Brandner, J.M. dan Jensen, J.M., 2008. *The skin: An indispensable barrier*. *Experimental Dermatology*, 17(12), hal.1063–1072.
- Siqueira, F.R., Schwartz, W.R. dan Pedrini, H., 2013. *Multi-Scale Gray Level CoOccurrence Matrices for Texture Description*, *Neurocomputing*, ISSN 0925-2312, Vol. 120, pp. 336-345.
- Zhang, X., Liang, Y., Lin, D., Lin, Z., Thng, S.T.G., Gan, E.Y. dan Tay, E.Y., 2017. *Reaction-Diffusion Based Level Set Method With Local Entropy Thresholding for Melasma Image Segmentation*. *International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, (November), hal.13–15.