

SISTEM DETEKSI KELAINAN TULANG PUNGGUNG DENGAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Julnila Husna Lubis
Fakultas Teknik, Teknik Elektro
Universitas Muhammadiyah
Yogyakarta
Yogyakarta, Indonesia
Julnila.husna.2016@ft.umy.ac.id

Dr. Yessi Jusman, S.T., M.Sc
Fakultas Teknik, Teknik Elektro
Universitas Muhammadiyah
Yogyakarta
Yogyakarta, Indonesia
yjusman@umy.ac.id

Anna Nur Nazilah C, S.T., M.Eng.
Fakultas Teknik, Teknik Elektro
Universitas Muhammadiyah
Yogyakarta
Yogyakarta, Indonesia
anna_nnc@umy.ac.id

Abstract—Seiring dengan perkembangan teknologi, kelainan tulang punggung dapat diketahui dengan menggunakan citra dari hasil rontgen untuk di proses secara digital, sehingga dapat membantu ahli kesehatan sebagai (*second opinion*) untuk dapat melakukan diagnostik kelainan tulang punggung dengan waktu yang efisien dan hasil yang lebih akurat. Penelitian ini dilakukan dengan merancang sistem *image processing* pada dua jenis tulang punggung, yaitu normal dan abnormal (*i.e scoliosis*) dengan menerapkan metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Data citra yang digunakan pada penelitian ini yaitu sebanyak 40 citra yang dibagi menjadi 4 data-set untuk pengujian sistem. Pengujian sistem ini menggunakan 3 parameter jarak, yaitu 50, 75, dan 100 *pixel* serta 3 parameter nilai kuantisasi yaitu 8, 16, dan 32. Hasil akurasi yang diperoleh sistem dalam mengklasifikasikan tulang punggung dari setiap data-set adalah 100%, sedangkan akurasi tertinggi dari rata-rata setiap nilai jarak dan kuantisasi adalah 90%.

Kata Kunci : *Kelainan Tulang Punggung, Ekstraksi Ciri, Gray Level Co-occurrence Matrix, Klasifikasi, Support Vector Machine*

I. PENDAHULUAN

Tulang punggung atau biasa juga disebut dengan tulang belakang terbuat dari tulang-tulang kecil mulai dari dasar tengkorak hingga panggul. Seperti anggota tubuh lainnya yang bisa mengalami gangguan atau kelainan, tulang punggung juga bisa mengalaminya. Salah satu jenis kelainan pada tulang punggung yang sering ditemukan yaitu skoliosis (tulang punggung membengkok ke kiri/ ke kanan), skoliosis dapat terjadi akibat posisi tidur atau duduk yang salah, kekurangan konsumsi kalsium, faktor umur dan faktor genetik atau keturunan. Penyakit skoliosis ini sulit disadari oleh penderita, biasanya penderita akan sadar apabila mereka melakukan pemeriksaan pada saat MCU pegawai / calon pegawai, saat mengalami kecelakaan, atau saat tulang punggung terasa tidak nyaman [6]. Hasil pemeriksaan rontgen ini seringkali membutuhkan waktu yang lama bahkan berhari-hari sehingga penderita tidak dapat langsung mengetahui penyakit yang diderita. Oleh karena itu, pada tugas akhir ini dirancangnya sebuah sistem berbasis komputer dengan pengolahan citra tulang punggung untuk mempermudah agar dokter dan ahli kesehatan lainnya dapat mengetahui hasil rontgen dengan cepat dan akurat tanpa harus menunggu berhari-hari.

Dengan berkembangnya teknologi khususnya pada bidang medis tentu hal tersebut akan mencapai titik dimana

output memiliki kualitas yang jauh lebih tinggi jika dibandingkan dengan teknologi yang sudah ada sebelumnya. Sama halnya dengan teknologi pengolahan citra (*image processing*), kemajuan ini dapat melakukan suatu proses penilaian secara otomatis terhadap gambar (citra) agar mendapatkan informasi atau deskripsi dari suatu objek yang terkandung pada citra tersebut dengan waktu yang efisien.

Beberapa penelitian terkait digunakan sebagai acuan dalam melakukan penelitian ini, seperti Birtane et.al pada tahun 2014 telah melakukan penelitian deteksi kelainan tulang punggung menggunakan teknologi pemrosesan dan peningkatan gambar untuk kemudian dilanjutkan pada proses klasifikasi dengan metode fuzzy menggunakan pendekatan King-Moe. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini fuzzy classifier mencapai tingkat keberhasilan 80% pada model skoliosis dan 50% pada skoliosis X-Rays [3].

Pada tahun 2017 Karina et al melakukan penelitian deteksi tulang belakang yang menggunakan metode ekstraksi ciri *Principal Component Analysis* (PCA) dan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode-metode tersebut agar dapat dihasilkan akurasi yang baik, data latih yang mampu memberikan akurasi tertinggi yaitu 59 buah data latih. Hasil pengujian pada penelitian ini menghasilkan 3 parameter yang paling baik, yaitu : Median filter 7x7, BW threshold 245, nilai $c=7000$, dan ukuran resize 500x650. Dimana dalam penggunaan dua metode ini dapat dikatakan cukup baik dengan tingkat akurasi paling tinggi 91.87% [6].

Bagus Adhi Kusuma melakukan penelitian Penentuan kurva kelengkungan tulang belakang dengan bantuan komputer dalam bentuk citra X-ray yang bertujuan untuk menentukan tingkat keparahan sudut kurva kelengkungan penyakit skoliosis dengan sudut cobb. Penentuan tingkat keparahan penyakit skoliosis pada penelitian ini dapat dilakukan secara cepat dan dengan tingkat kesalahan yang masih dalam batas toleransi. Penelitian ini menggunakan metode algoritma pengelompokan Fuzzy C-Means setelah melakukan segmentasi pra-pemrosesan deteksi titik tepi canny yang selanjutnya melakukan pembentukan kurva tulang belakang dengan metode polynomial curve fitting dengan hasil akurasi 2.450 [7].

Reni Anggraini pada tahun 2017 melakukan penelitian dengan metode yang sama yaitu klasifikasi jenis kualitas keju juga dilakukan dengan metode yang sama yaitu metode ekstrak ciri dengan GLCM dan metode klasifikasi dengan SVM. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bahwa keju yang sudah dibuka layak makan atau tidak, sehingga masyarakat Indonesia tidak lagi mengalami kesulitan dalam mengetahui jenis kualitas keju yang sejatinya tidak bisa

dilihat dengan kasat mata. Citra yang digunakan sebanyak 48 citra keju yang sudah diamati selama 15 hari dengan komposisi masing-masing kelas memiliki 16 citra keju sangat layak makan, 16 citra keju layak makan, dan 16 citra keju tidak layak makan. Penelitian ini mendapatkan hasil akurasi terbaik sebesar 97.9167% dengan waktu komputasi 0.0286s menggunakan ekstraksi ciri berdasarkan tekstur dan warna dengan parameter orde dua yaitu kontras dan homogenitas, arah 0° , $d=2$ pixel, karnel polynomial, dan jenis multiclass OAO [2].

Rullis et al melakukan identifikasi motif batik pada tahun 2015 dengan Metode yang digunakan yaitu GLCM untuk proses ekstraksi ciri dan KNN untuk klasifikasi motif batik. Penelitian berbasis android ini juga dapat mengetahui berapa besar tingkat performansi (akurasi dan waktu komputasi) yang dihasilkan, yaitu akurasi tertinggi mencapai 81% pada sudut 45° dengan jarak pixel 2 pada parameter GLCM, pada penggunaan parameter $k = 1$ pada KNN didapat akurasi sebesar 82% dan akan menurun secara signifikan jika parameter k bertambah besar. Perbedaan resolusi kamera smartphone android dapat mempengaruhi tingkat akurasi, tingkat akurasi maksimum yaitu pada 80% dengan resolusi 13MP dan akan menurun jika resolusi semakin kecil. Sedangkan waktu koputasi rata-rata dengan RAM 512MB dan 2GB adalah 163ms dan 29.25ms [8].

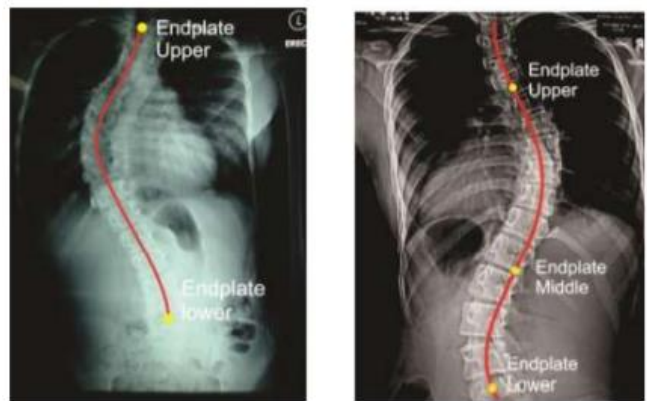
Jusman et al pada tahun 2017 melakukan penelitian sistem deteksi sel kanker servik yang ditentukan berdasarkan analisis tekstur dari gambar hasil pemindaian mikroskop elektron (FE-SEM). Terdapat 2 langkah teknik pemrosesan yang dilakukan pada penelitian ini, yaitu langkah pertama disebut dengan *intensity transformation and morphological operation* (ITMO) yang digunakan untuk meningkatkan kualitas gambar. langkah kedua, yaitu Ekstraksi ciri dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang digunakan untuk mengekstraksi fitur tektur dari 3 kelas yang akan di klasifikasi. Hasil akurasi yang diperoleh yaitu akurasi = 95,7%, sensitifitas = 95,7%, dan spesifitas = 95,8% untuk masing-masing [5].

Berdasarkan penelitian terkait maka penulis akan melakukan penelitian tentang perancangan sistem komputer untuk mendeteksi kelainan pada tulang punggung yaitu tulang punggung normal dan abnormal (*i.e. scoliosis*) dengan menggunakan metode GLCM (*Gray Level Cooccurrence Matrix*) untuk mendapatkan ekstraksi ciri dari citra dengan format jpg dan dengan metode klasifikasi SVM (*Support Vector Machine*) untuk pemisah antara kelas citra, sehingga dengan penerapan kedua metode ini diharapkan akan menghasikan pengklasifikasian tulang punggung manusia yang lebih baik serta dapat mempermudah dan mempercepat ahli kesehatan dalam melakukan diagnostik kelainan tulang punggung.

II. DASAR TEORI

A. Skoliosis

Skoliosis merupakan salah satu kelainan dari tulang belakang, dimana terjadinya pembengkokkan tulang belakang ke sisi ki atau kanan yang biasanya berbentuk huruf C dan S [4]. Gambar 1 merupakan bentuk dari tulang belakang yang melengkung membentuk huruf C, dan membentuk huruf S



Gambar 1 Bentuk scoliosis, a) tipe C, dan b) tipe S. [6]

Tingkat keparahan pada tulang punggung biasanya di tentukan dengan menghitung kurva sudut kemiringan tulang punggung (*cobb angle*). Apabila sudut kemiringan pada tulang punggung semakin besar, maka akan berpotensi mengakibatkan gangguan pada organ-organ dalam lainnya, saraf tulang punggung terjepit dan bahkan dapat mengakibatkan kelumpuhan. Seseorang dapat dinyatakan memiliki skoliosis apabila *cobb angle* nya lebih dari 10° . Derajat kurva skoliosis dapat di klasifikasikan menjadi 3 bagian, yaitu:

1. Skoliosis Ringan : memiliki kelengkungan kurva $11^\circ-20^\circ$.
2. Skoliosis Sedang : memiliki kelengkungan kurva $21^\circ-40^\circ$.
3. Skoliosis Berat : memiliki kelengkungan kurva $\geq 41^\circ$.

B. Citra Digital

Citra digital adalah sebuah nilai yang sudah ditangkap oleh kamera dan sudah di konversi dalam bentuk diskrit yang terdiri dari baris (M) dan kolom (N). Dimana diantara perpotongan dari kolom dan baris tersebut terdapat sebuah *pixel* (*picture element*) yang berarti elemen terkecil menyatakan tingkat keabuan pada sebuah citra. Dalam sebuah citra terdiri dari beberapa piksel yang memiliki nilai dengan rentang tertentu tergantung dengan jenis warnanya.

Berdasarkan nilai piksel pada sebuah citra, maka citra digital dapat dikelompokkan menjadi 3 bagian, yaitu :

1. Citra warna atau citra RGB

Citra warna atau sering disebut dengan citra RGB adalah citra true color yang dapat mempresentasikan warna suatu objek menyerupai dengan warna aslinya. Jika dilihat dengan kaca pembesar, pada monitor komputer hanya terdiri dari triplet warna dasar, yaitu merah (Red), hijau (Green), dan biru (Biru) yang digabungkan dalam bentuk susunan warna yang luas [1].

2. Citra biner

Citra biner disebut juga dengan citra monokrom yang hanya memiliki warna hitam dan putih saja. Dimana warna hitam memiliki angka biner 0 dan warna putih biner 1. Setiap pixel objek bernilai 1 dan setiap pixel latar belakang bernilai 0. Berikut adalah gambar representasi biner darerajat keabuan.

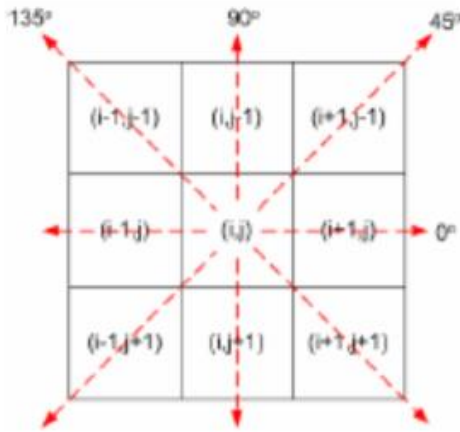
3. Citra grayscale

Citra grayscale adalah suatu citra yang memiliki nilai tunggal pada setiap piksel nya. Warna yang ditampilkan

pada citra ini adalah warna abu-abu dengan variasi warna hitam sebagai intensitas terlemah dan putih sebagai intensitas terkuat. Namun citra ini berbeda dengan citra "hitam-putih" karena pada citra grayscale terdapat berbagai variasi warna abu-abu, sedangkan citra hitam putih hanya mengandung warna hitam dan putih saja.

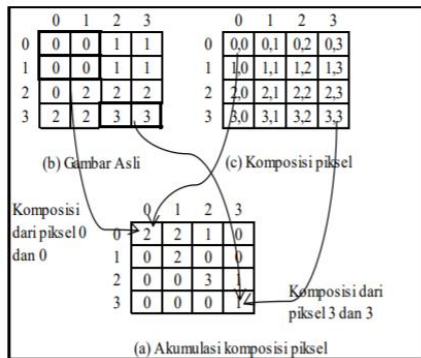
C. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM adalah salah satu metode ekstraksi fitur dari suatu citra, dimana fitur merupakan ciri atau karakteristik suatu objek yang diamati. Ekstraksi ciri merupakan suatu proses untuk mendapatkan ciri dari sebuah citra yang hasilnya akan dijadikan inputan untuk proses klasifikasi suatu citra. GLCM merupakan proses ekstraksi ciri statistik orde kedua yang memerlukan matriks kookurensi, yaitu matriks antara yang mempresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi (θ) dan jarak spasial (d). Untuk menentukan hubungan antar piksel yang mempunyai pola ketetanggaan dalam suatu citra digital maka terdapat empat sudut, yaitu: 0° , 45° , 90° , 135° . Sedangkan untuk jarak antar piksel ditetapkan sebesar 1 piksel, 2 piksel, 3 piksel dan seterusnya.



Gambar 2 Hubungan Ketetanggaan antar piksel dan jarak spasial

Ada beberapa langkah yang dapat dilakukan untuk menentukan nilai ciri suatu piksel pada metode GLCM yang dapat dilihat berdasarkan contoh dibawah ini.



Gambar 3 Langkah pertama mengubah GLCM

1. Mencari metrik kookurensi (*matrix framework*) seperti gambar (a), maka selanjutnya adalah menghitung matriks simetris dengan menjumlahkan matriks kookurensi dengan matriks transposenya.

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

2. Normalisasi matriks simetris yang bertujuan untuk menghapus ketergantungan pada ukuran citra dengan mengatur semua elemen dalam matriks sehingga menghasilkan nilai yang sama pada semua elemen.

$$\begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 24 & 24 & 24 & 24 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 24 & 24 & 24 & 24 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 24 & 24 & 24 & 24 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \\ 24 & 24 & 24 & 24 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,1667 & 0,0833 & 0,0416 & 0 \\ 0,0833 & 0,1667 & 0 & 0 \\ 0,0416 & 0 & 0,25 & 0,0416 \\ 0 & 0 & 0,0416 & 0,0833 \end{bmatrix}$$

3. Menghitung Analisa tekstur dengan menggunakan orde kedua dengan parameter korelasi, kontras, energy, dan homogenitas.

- Korelasi

$$\text{Korelasi} = \frac{\sum_{i=1} \sum_{j=1} (i-\mu_i)(j-\mu_j)(GLCM(i,j))}{\sigma_i \sigma_j}$$
- Kontras

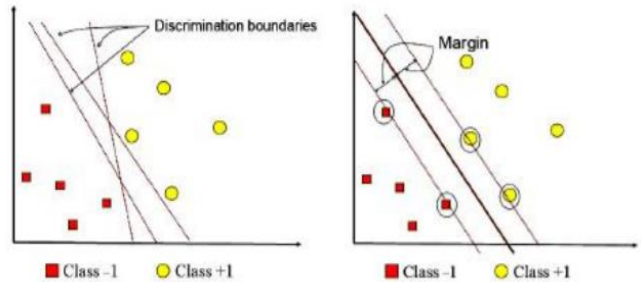
$$\text{Kontras} = \sum_{i=1} \sum_{j=1} |i - j|^2 * GLCM(i, j)$$
- Energy

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

$$\text{Homogenitas} = \sum_{i=1} \sum_{j=1} \frac{GLCM(i,j)}{1+|i-j|}$$

D. Support Vector Machine (SVM)

SVM merupakan salah satu jenis metode klasifikasi yang berusaha mencari *hyperplane* terbaik dengan tujuan sebagai pemisah dua buah kelas data pada *input space* [5]. Untuk mencari *hyperplane* terbaik antara kedua kelas dapat dilakukan dengan mengukur margin *hyperplane* dan mencari titik maksimalnya. Margin merupakan jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat (*pattern*) atau disebut juga dengan *support vector*.



Gambar 4 Batas keputusan yang mungkin untuk set data

III. METODE PENELITIAN

A. Konsep Penelitian

Penelitian deteksi kelainan tulang punggung dilakukan dengan merancang system berbasis image processing menggunakan dua metode, yaitu metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) sebagai ekstraksi ciri citra untuk mengetahui informasi dari citra yang akan di teliti dan metode Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan citra yang akan diteliti. Sistem ini dibangun menggunakan MATLAB R2009a dengan merancang GUI untuk pengujian sistem. Pengujian yang

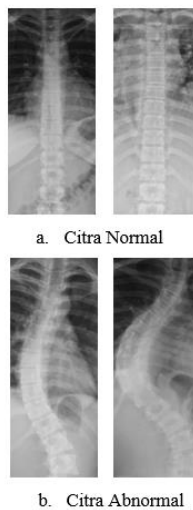
dilakukan menggunakan 40 data citra yang diperoleh dari rumah sakit Universiti Sains Malaysia.

B. Kebutuhan *Hardware dan software*

- **Software**
Penelitian ini memerlukan perangkat lunak (software) MATLAB versi R2009a dan memanfaatkan fungsi-fungsi yang ada pada software MATLAB R2009a tersebut.
- **Hardware**
Kebutuhan perangkat keras (hardware) yang digunakan pada penelitian ini yaitu, laptop acer-PC windows 10 64-bit dengan spesifikasi prosessor intel(R) Core (TM) i3-7020U CPU 2.30 GHz dengan RAM berkapasitas 4096 MB.

C. Data Citra

Penelitian ini menggunakan data citra tulang punggung yang diambil dari rumah sakit universiti sains Malaysia. Data tersebut diperoleh dari hasil rotgen sebanyak 40 citra yang terdiri dari 16 citra tulang punggung normal dan 24 citra tulang punggung abnormal. Data yang digunakan dibagi menjadi 2 folder, yaitu data training dan data test dengan perbandingan 2:8. Untuk data training diambil sebanyak 32 data citra yang terdiri dari 4 citra tulang punggung normal dan 18 citra tulang punggung abnormal. Sedangkan data test diambil sebanyak 8 citra yang terdiri dari 2 citra tulang punggung normal dan 6 citra tulang punggung abnormal. Data citra yang digunakan yaitu dalam format grayscale dan JPG dengan ukuran masing-masing citra 200 x 500 pixel dari proses resize.



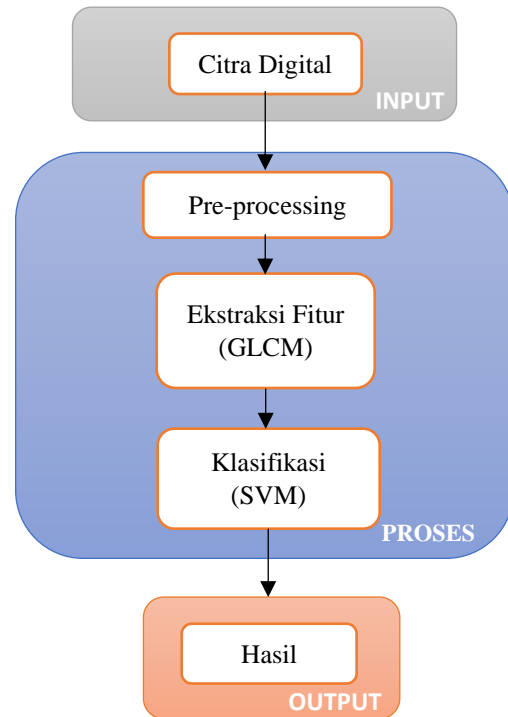
Gambar 5 Citra tulang punggung : a. Normal b. Abnormal

D. Metode Analisis

Metode analisis yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan analisis kuantitatif yang dilakukan dengan cara menganalisis hasil klasifikasi sistem deteksi kelainan tulang punggung dalam bentuk nilai akurasi. Hasil klasifikasi yang dihasilkan berupa pengelompokan citra tulang punggung normal maupun abnormal.

E. Perancangan Sistem

Perancangan sistem pada penelitian ini menggunakan perangkat lunak (*software*) yaitu MATLAB R2009a agar sistem yang dirancang dapat bekerja sesuai dengan yang diharapkan. Sistem ini dirancang untuk mendeteksi tulang punggung normal dan abnormal dengan metode ekstraksi fitur GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) dan klasifikasi menggunakan metode SVM (*Support Vector Machine*). Gambar 6 merupakan diagram blok sistem rancangan secara keseluruhan.



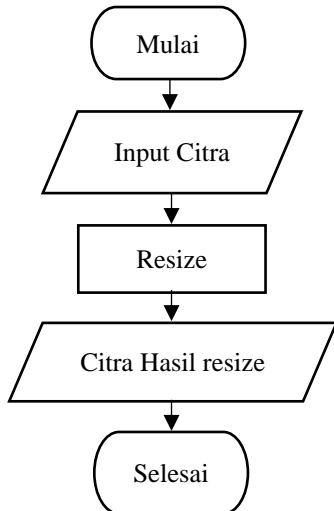
Gambar 6 Diagram blok system

Berdasarkan Gambar 6 dapat dilihat bahwa blok sistem perancangan secara keseluruhan terdapat 3 tahap utama, yaitu input, proses, dan output. Dimana input yang digunakan pada penelitian ini berupa citra digital dari hasil rontgen tulang punggung manusia yang selanjutnya akan diproses pada tahap pre-processing dengan mempersiapkan data citra untuk membantu proses pada tahap ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur ini dilakukan dengan metode *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang kemudian akan menghasilkan keluaran berupa 4 fitur, yaitu kontras, korelasi, energy, dan homogenitas. Proses selanjutnya adalah melakukan klasifikasi dengan metode *Support Vector Machine* (SVM). Klasifikasi kelainan tulang punggung dipengaruhi oleh nilai fitur yang dihasilkan pada tahap ekstraksi ciri. Tahap terakhir merupakan tahap output, yang mana output akan menghasilkan apakah citra input merupakan jenis tulang punggung normal ataupun abnormal. Sistem ini akan dirancang menggunakan tampilan *Graphical User Interface* (GUI) sehingga sistem dapat tampil lebih menarik dan mudah dioperasikan.

1. Tahap Pre-processing

Pre-processing merupakan tahapan dimana data harus melalui suatu proses pengolahan data sebelum data tersebut

dapat diolah. Tujuan dari tahap ini yaitu untuk mempersiapkan data citra agar dapat mempermudah proses ekstraksi fitur atau segmentasi. Biasanya pada tahap ini ada beberapa hal yang akan dilakukan di antaranya, yaitu cropping, resize, konversi citra (grayscale), morfologi (membuang bagian citra yang tidak diperlukan), dan lain sebagainya. Tahapan *pre-processing* yang dilakukan pada penelitian ini terdapat pada Gambar 7

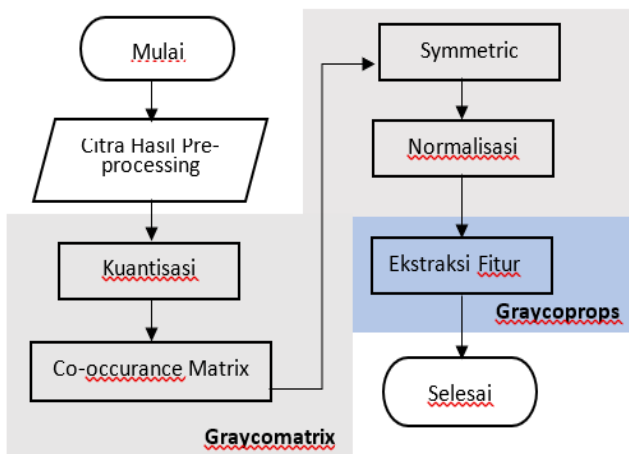


Gambar 7 Diagram Alir Pre-processing

Penelitian ini hanya melakukan satu tahap pemrosesan *pre-processing* yaitu *resize*. Dimana tahap ini bertujuan untuk menyamakan ukuran dimensi citra agar citra dapat dengan mudah diproses. Data yang didapatkan dari rumah sakit sains Malaysia memiliki ukuran *pixel* yang berbeda-beda pada setiap citranya, oleh karena itu perlu dilakukan penyamaan ukuran dimensi setiap data citra menjadi 200 x 500 *pixel*.

2. Ekstraksi Ciri dengan GLCM

Ekstraksi ciri merupakan tahap yang dilakukan untuk memperoleh keunikan dari setiap citra yang digunakan untuk membedakan antara citra satu dengan citra yang lainnya pada saat proses klasifikasi. Nilai keluaran dari ekstraksi fitur yang diambil pada penelitian ini, yaitu kontras, korelasi, energy, dan homogenitas. Hasil informasi ekstraksi fitur GLCM dapat diperoleh melalui beberapa proses yang ditunjukkan pada Gambar 8 alur pemrosesan GLCM



Gambar 8 Alur Pemrosesan GLCM

Citra input yang digunakan pada proses GLCM merupakan citra dari hasil *pre-processing* yaitu *resize*. Tahap selanjutnya yaitu menggunakan fungsi MatLab *graycomatrix* pada proses kuantisasi, *co-occurrence matrix*, *symmetric*, dan normalisasi. Penentuan nilai kuantisasi dilakukan untuk mengurangi angka perhitungan sehingga akan meringankan proses komputasi sistem. Level kuantisasi merupakan perubahan nilai keabuan (8-bit) citra ke dalam rentang nilai tertentu yang dapat ditentukan sesuai dengan kebutuhan sistem. Pada sistem deteksi kelainan tulang punggung ini menggunakan 3 rentang nilai kuantisasi yang berbeda, yaitu 8, 16, dan 32.

3. Perlabelan

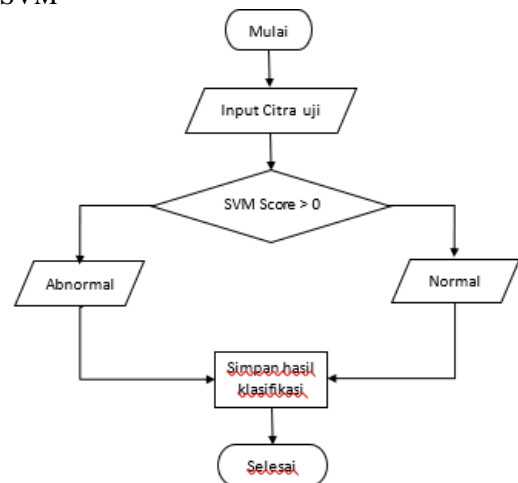
Perlabelan adalah suatu tahap yang dilakukan setelah mendapatkan nilai ekstraksi fitur dari 20 citra data training dalam format excel. Langkah ini dilakukan dengan memberi label (target) pada masing-masing citra data training (data latih). Perlabelan ini bertujuan agar sistem dapat melakukan pembelajaran untuk klasifikasi dari setiap data citra dengan label yang sudah ditentukan. Perlabelan nilai Ekstraksi ciri di setiap data training dapat dilihat pada Table 1

Tabel 1 Perlabelan Jenis Citra

Contrast				Correlation				Energy				Homogeneity				Label
0°	45°	90°	135°	0°	45°	90°	135°	0°	45°	90°	135°	0°	45°	90°	135°	
1,03	1,19	0,47	1,06	0,43	0,35	0,75	0,42	0,11	0,10	0,15	0,10	0,67	0,65	0,71	0,68	1
2,20	2,30	0,92	2,31	0,37	0,35	0,76	0,33	0,06	0,06	0,08	0,06	0,58	0,56	0,71	0,68	1
2,00	2,02	0,82	2,09	0,41	0,36	0,76	0,35	0,06	0,06	0,09	0,06	0,58	0,58	0,74	0,58	1
1,50	1,68	1,10	1,77	0,30	0,23	0,53	0,17	0,09	0,09	0,10	0,09	0,64	0,62	0,68	0,62	0
0,42	0,46	0,28	0,45	0,04	0,02	0,39	0,00	0,39	0,36	0,42	0,37	0,81	0,79	0,86	0,81	0
1,02	0,98	0,36	1,08	0,30	0,26	0,78	0,21	0,21	0,23	0,30	0,23	0,72	0,72	0,85	0,71	0

4. Implementasi SVM

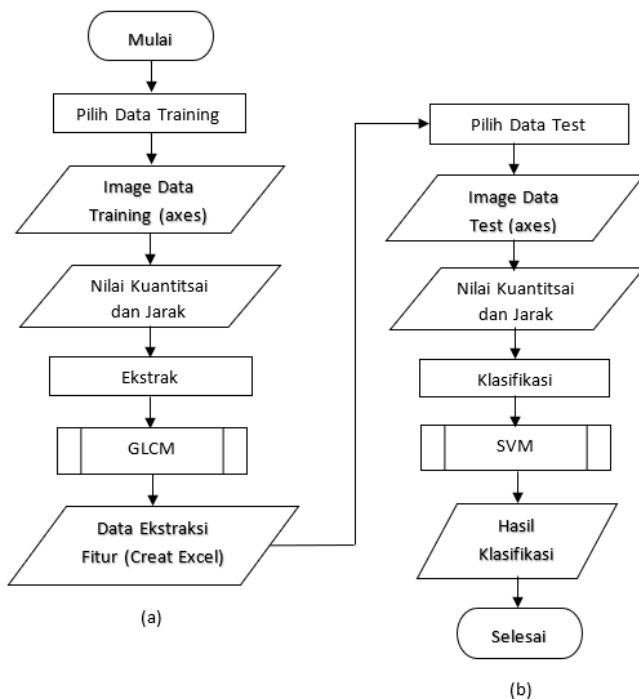
Setelah memperoleh nilai Ekstraksi ciri dari setiap citra maka proses selanjutnya adalah klasifikasi dengan menggunakan metode *support vector machine* (SVM). Pada setiap pelatihan, variable *hyperplane* untuk setiap pengklasifikasi yang didapat akan disimpan dan nantinya akan digunakan sebagai data tiap pengidentifikasi dalam proses pengujian, dengan kata lain proses identifikasi pelatihan adalah untuk mencari support vector, alpha, dan bias dari data input. Hasil perhitungan dari nilai Ekstraksi fitur yang di proses pada pelatihan akan disimpan dan akan diproses pada tahap selanjutnya. SVM akan mencari nilai *hyperplane* terbaik dari data pelatihan yang akan dicocokkan ke data testing. Gambar 9 merupakan alur pemrosesan metode SVM



Gambar 9 Alur pemrosesan SVM

F. Flowchart System

Adapun cara kerja dari sistem GUI yang dirancang terbagi menjadi 2 skenario, yaitu : pembuatan database dan pengujian sistem klasifikasi yang terdapat pada Gambar 10 : (a) Pembuatan Database Sistem (b) Pengujian Klasifikasi Sistem.



Gambar 10 Flowchart system

Berdasarkan diagram alir sistem GUI diatas dapat dilihat bahwa dalam mengoperasikan sistem terbagai menjadi 2 skenario, yaitu : pembuatan database dan pengujian sistem klasifikasi. Database adalah ciri dari masing-masing kelainan tulang punggung pada citra latih (data training) yang simpan dalam file excel .xls. Database ciri citra latih tersebut berfungsi untuk membandingkan ciri citra latih (training) dengan ciri citra uji (testing) pada tahap pengklasifikasian.

Pengujian pada sistem klasifikasi adalah pengujian yang dilakukan berdasarkan parameter uji yang digunakan. Dalam fase pengujian ini akan dilakukan uji pengaruh jarak antar piksel (d) dan pengaruh level kuantisasi. Output dari pengujian berupa hasil dari klasifikasi tulang punggung normal atau abnormal.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini akan dibahas beberapa pengujian yang dilakukan untuk mengklasifikasikan kelainan tulang punggung dengan menggunakan metode fitur ekstraksi ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM).

Parameter pengujian yang dilakukan pada penelitian ini untuk mengetahui hasil akurasi sistem diantaranya, yaitu : pengujian pengaruh data-set, pengaruh perubahan nilai piksel (d), dan pengaruh perubahan nilai kuantisasi terhadap hasil akurasi. Hasil akurasi sistem dapat diketahui dengan menggunakan Persamaan:

$$\text{Hasil Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Citra Data Uji Benar}}{\text{Jumlah Keseluruhan Citra Data Uji}} \times 100\%$$

A. Pengujian Pengaruh Data-set

Akurasi sistem deteksi kelainan tulang punggung berdasarkan pengaruh data-set pada setiap jarak dan kuantisasi yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Akurasi pengaruh data-set pada setiap nilai jarak dan nilai kuantisasi

d=50 n=8		d=75 n=8		d=100 n=8	
data set 1	60%	data set 1	90%	data set 1	90%
data set 2	60%	data set 2	100%	data set 2	90%
data set 3	60%	data set 3	90%	data set 3	90%
data set 4	60%	data set 4	80%	data set 4	80%
rata-rata	60%	rata-rata	90%	rata-rata	87,50 %
d=50 n=16		d=75 n=16		d=100 n=16	
data set 1	70%	data set 1	80%	data set 1	90%
data set 2	70%	data set 2	90%	data set 2	90%
data set 3	60%	data set 3	90%	data set 3	90%
data set 4	40%	data set 4	70%	data set 4	80%
rata-rata	60%	rata-rata	82,50 %	rata-rata	88%
d=50 n=32		d=75 n=32		d=100 n=32	
data set 1	60%	data set 1	80%	data set 1	90%
data set 2	60%	data set 2	90%	data set 2	90%
data set 3	70%	data set 3	90%	data set 3	90%
data set 4	40%	data set 4	70%	data set 4	80%
rata-rata	57,50 %	rata-rata	82,50 %	rata-rata	87,50 %

Dari Tabel 2 yang merupakan data akurasi keseluruhan pada setiap nilai jarak dan nilai kuantisasi dapat diketahui bahwa :

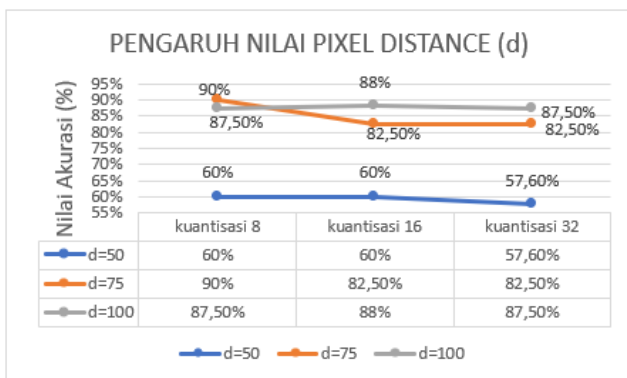
1. Nilai akurasi tertinggi untuk nilai kuantisasi = 8 dengan jarak 50, 75, dan 100 terletak pada data-set ke 2, dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 100%.
2. Nilai akurasi tertinggi untuk nilai kuantisasi = 16 dengan jarak 50,75, dan 100 terletak pada data-set ke 2, dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 90%.
3. Nilai akurasi tertinggi untuk nilai kuantisasi = 32 dengan jarak 50, 75, dan 100 terletak pada data-set ke 3, dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 90%.

Jadi, berdasarkan hasil pengujian pengaruh data-set dapat dikatakan bahwa perubahan data-set dapat mempengaruhi nilai akurasi dari sistem deteksi kelainan tulang punggung. Hal tersebut terjadi karena setiap data-set

memiliki data training dan data testing yang berbeda-beda untuk setiap pengujianya, sehingga nilai ekstraksi fitur yang dihasilkan dari data training tiap data-set nya juga berbeda-beda. Oleh karena itu sistem dapat melakukan banyak pembelajaran dari hasil ekstraksi fitur data training dengan citra yang berbeda-beda, sehingga akan mempengaruhi hasil dari proses klasifikasi. Dari Tabel 4.20 dapat disimpulkan bahwa data-set terbaik adalah data-set ke 2 pada saat $d=75$ dengan nilai akurasi 100% yang artinya proses klasifikasi pada data-set ini dapat bekerja dengan baik.

B. Pengujian Pengaruh Nilai Pixel Distance

Pixel distance merupakan suatu parameter yang digunakan untuk menentukan pergeseran jumlah pixel pada tahap ekstraksi fitur GLCM. Dimana pixel distance adalah jarak atau jumlah pixel yang ditempuh dalam satu kali perhitungan GLCM. Pengaruh perubahan nilai pixel distance dapat dilihat pada Gambar 11 yaitu berupa grafik garis dari perubahan nilai pixel distance.



Gambar 11 Grafik pengaruh nilai pixel distance (d)

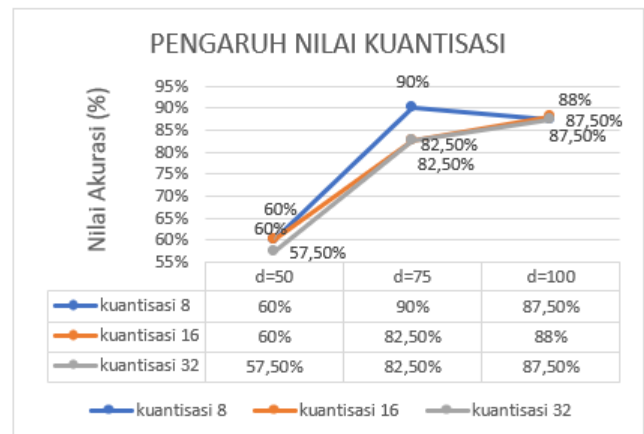
Berdasarkan Gambar 11 grafik perubahan nilai pixel distance dapat dilihat bahwa pada $d = 50$ pixel dan $d = 100$ pixel grafik terlihat meningkat dan cenderung stabil, sedangkan pada $d = 75$ pixel grafik terlihat menurun. Penurunan nilai akurasi pada $d = 75$ pixel terjadi karena sistem tidak dapat mempresentasikan nilai yang tepat, sehingga nilai ekstraksi fitur yang dihasilkan pada $d = 75$ pixel kurang baik dan mengakibatkan banyak terjadi kesalahan dalam pengelompokan jenis kelainan tulang punggung. Hal ini juga dapat terjadi karena kesalahan dalam menentukan nilai pixel distance (d), yang mana nilai pixel distance dapat ditentukan dari besarnya pixel data citra yang digunakan.

Pada tahap ini semua data citra sudah melakukan resize atau penyamaan ukuran citra menjadi 200×500 pixel. Jadi nilai $d = 50$ pixel didapat dari 200 pixel dibagi menjadi 4, $d = 100$ didapat dari 200 dibagi menjadi 2. Sedangkan nilai $d = 75$ digunakan sebagai pembandingan yang diambil dari nilai tengah antara $d = 50$ pixel dan $d = 100$ pixel. Sehingga berdasarkan hasil pengujian diatas dapat dikatakan bahwa perubahan nilai pixel distance (d) dapat mempengaruhi hasil akurasi sistem dengan pemilihan nilai d yang tepat.

C. Pengujian Pengaruh Nilai Kuantisasi

Nilai kuantisasi merupakan perubahan nilai keabuan (8-bit) citra atau 0 - 255 ke dalam rentang nilai tertentu yang dapat ditentukan sesuai dengan kebutuhan sistem. Pada umumnya nilai kuantisasi yang digunakan ada 3 rentang nilai

yang berbeda, yaitu 8, 16, dan 32. Pengaruh nilai kuantisasi dapat dilihat pada Gambar 12 berupa grafik dari hasil pengujian.



Gambar 12 Grafik pengaruh nilai kuantisasi

Berdasarkan Gambar 12 grafik perubahan nilai kuantisasi dapat dilihat bahwa pada saat nilai kuantisasi 8 grafik terlihat meningkat dan sempat terjadi sedikit penurunan pada $d = 100$, sedangkan pada nilai kuantisasi 16 dan 32 grafik terlihat meningkat tanpa ada penurunan. Penentuan nilai kuantisasi ini dilakukan untuk mengurangi angka perhitungan sehingga akan meringankan proses komputasi sistem, yang mana semakin kecil nilai kuantisasi maka proses komputasi semakin cepat. Hal tersebut dapat terjadi karena pengelompokan nilai keabuan semakin sedikit dengan rentang nilai yang besar. Dari grafik terlihat bahwa semakin besar nilai kuantisasi maka semakin besar hasil akurasi yang dihasilkan sistem karena rentang nilai keabuan yang digunakan semakin banyak dengan nilai yang sedikit, sehingga sistem dapat bekerja dengan lebih teliti. Jadi berdasarkan pengujian pengaruh nilai kuantisasi dapat dikatakan bahwa perubahan nilai kuantisasi memiliki pengaruh yang signifikan terhadap nilai akurasi.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan dari hasil penelitian dan perancangan sistem deteksi kelainan tulang punggung dengan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) yang telah dilakukan maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) mampu melakukan pengklasifikasian atau pengelompokan tulang punggung normal dan abnormal dengan sangat baik.
2. Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) digunakan untuk mengetahui ciri dari citra yang teliti dengan keluaran berupa 4 fitur, yaitu kontras, korelasi, energi, dan homogenitas yang digunakan sebagai acuan pada tahap klasifikasi.
3. Metode *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan kelainan tulang punggung dari hasil ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM).

4. Akurasi sistem deteksi kelainan tulang punggung dipengaruhi oleh perubahan nilai pixel distance (d) dan nilai kuantisasi.
5. Tingkat akurasi tertinggi yang diperoleh dari setiap data-set adalah 100%, sedangkan tingkat akurasi terendah adalah 40%. Akurasi tertinggi dari rata-rata setiap nilai jarak dan nilai kuantisasi nya adalah 90%, sedangkan akurasi terendah yang diperoleh adalah 57,5%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Al Fatta, H. (2007). Konversi Format Citra Rgb Ke Format Grayscale Menggunakan Visual Basic. *Seminar Nasional Teknologi, 2007*(November), 1–6. Retrieved from [http://p3m.amikom.ac.id/p3m/51 - KONVERSI FORMAT CITRA RGB KE FORMAT GRAYSCALE.pdf](http://p3m.amikom.ac.id/p3m/51-KONVERSI%20FORMAT%20CITRA%20RGB%20KE%20FORMAT%20GRAYSCALE.pdf)
- [2] Anggraini, R. (2017). Klasifikasi Jenis Kualitas Keju Dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM) Pada Citra Digital. *E-Proceeding of Engineering, 4*(2), 2035–2042.
- [2] Birtane, S., & Korkmaz, H. (2014). Rule-based fuzzy classifier for spinal deformities. *Bio-Medical Materials and Engineering, 24*(6), 3311–3319. <https://doi.org/10.3233/BME-141154>
- [3] Azhari, P., Hidayat, B., & Rizal, A. (2015). Penghitungan Derajat Kelengkungan Tulang Punggung Pada Manusia Menggunakan Metode Transformasi Contourlet Dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Momentum UNWAHAS, 11*(2).
- [4] Jusman, Y., Ng, S. C., Hasikin, K., Kurnia, R., Abu Osman, N. A., & Teoh, K. H. (2017). A system for detection of cervical precancerous in field emission scanning electron microscope images using texture features. *Journal of Innovative Optical Health Sciences, 10*(2), 1–12. <https://doi.org/10.1142/S1793545816500450>
- [5] Karina, Y., Magdalena, R., & Atmaja, R. D. (2017). Deteksi Kelainan Tulang Belakang Berdasarkan Citra Medis Digital Dengan Menggunakan Support Vector Machine (Svm). *Telkom University, 4*(2), 1802–1809.
- [6] Kusuma, B. A. (2019). Penentuan Kurva Kelengkungan Tulang Belakang pada Citra X-ray Skoliosis Menggunakan Metode Fuzzy C-Means. *Jurnal Media Informatika Budidarma, 3*(1), 9–16. <https://doi.org/10.30865/mib.v3i1.992>
- [7] Rullist, Y., Irawan, B., & Osmond, A. B. (2015). Batik'S Pattern Identification Through Feature Extraction Method, Gray Level Co – Occurrence Matrix (GlcM), Based on Android. *E-Proceeding of Engineering, 2*(2), 3684–3692