

DETEKSI DERAJAT KEBENGGOKAN TULANG BELAKANG BERDASARKAN CITRA MEDIS DIGITAL MENGGUNAKAN METODE GLCM DAN LVQ *REFERENCE OF REAR BONE GRIP DETECTION BASED ON DIGITAL MEDICAL IMAGE USING GLCM AND LVQ METHODS*

Fitya Nur Fadhilah¹, Ir. Rita Magdalena, M.T², Nor Kumalasari Caecar Pratiwi, S.T.,M.T.³

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

¹fityanf@student.telkomuniversity.ac.id, ²ritamagdalen@telkomuniversity.ac.id,

³caecarnkcp@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Kelainan tulang skoliosis merupakan kelainan tulang yang sering dianggap remeh, karena untuk mengetahui kelainan tulang tersebut pasien/penderita harus melakukan pemeriksaan dengan *Rontgen*. Skoliosis merupakan kelainan pada tulang belakang yang menyebabkan tulang belakang mengalami kelengkungan sehingga posisi tulang belakang tidak pada bentuk normalnya. Pada penelitian ini, akan membangun sistem yang dapat mendeteksi derajat kebengkokan dan kemiringan pada kelainan tulang belakang manusia dengan hasil *Rontgen* yaitu dengan format *.jpg.

Pada Tugas Akhir ini digunakan metode *Gray Level Coocurent Matrix* (GLCM) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ). *Gray Level Coocurent Matrix* yang merupakan metode analisis pengambilan ciri berdasarkan tingkat keabuan yang berbasis statistical. Proses klasifikasi menggunakan metode *Learning Vector Quantization* dengan tujuan untuk mengklasifikasikan citra berdasarkan sudut derajatnya.

Dengan pemilihan metode dan analisis performansi dalam penelitian ini, sistem mampu dalam mengklasifikasikan keluaran yaitu tulang punggung normal, kelainan dekstroskoliosis, kelainan levoskoliosis dan mengetahui derajat kebengkokannya. Dengan citra masukkan sebanyak 121 dengan komposisi pembagian pada kelas yaitu 31 citra tulang *dektroskoliosis*, 38 citra tulang *levoskoliosis*, 52 citra tulang normal. Hasil penelitian yang diperoleh dari serangkaian pembuatan sistem tersebut dapat menganalisis performansi dari suatu sistem dan akurasi terbaik yang didapatkan sebesar 100% dengan menggunakan parameter *Gray Level Coocurent Matrix* (GLCM) orde dua dikeempat parameter, level kuantisasi 8, dengan jarak 1 piksel pada arah 135° dengan proses klasifikasi menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ) saat nilai *hidden layer* 10 dan epoch sebesar 300.

Kata Kunci : Tulang Punggung, *Gray Level Coocurent Matrix*, *Learning Vector Quantization*.

Abstract

*Scoliosis bone is a bone abnormality that is often underestimated, because to find out the bone abnormalities the patient must do a roentgen examination. Scoliosis is a spine disorder that causes the spine to experience curvature so that the position of the spine is not in its normal shape. In this research, researcher will build a system that can detect exact degree of bone bending in human spinal abnormalities with roentgen results in *.jpg format.*

In this Final Project the Gray Level Coocurent Matrix (GLCM) and Learning Vector Quantization (LVQ) methods are used. Gray Level Coocurent Matrix which is a method of analyzing character traits based on gray level on statistics. The classification process uses the Learning Vector Quantization (LVQ) method with purpose to classify the image based on its angle. With the selection of methods and performance analysis in this study, the system is able to classify outputs such as normal backbone, dextroscoliosis abnormalities, levoscoliosis abnormalities and also know the degree of bending. Using 121 input images with the composition of division in the class, namely 31 images of dictroscoliosis bone, 38 images of levoscoliosis bone, 52 images of normal bone

The research resulting on the design of system that can analyze system's preformance and the best accuracy results obtained by 100% using parameters Gray Level Coocurent Matrix (GLCM) of the second order of the four parameters, the level of quantization 8, with a distance of 1 pixel in 135 direction with the classification process using Learning Vector Quantization (LVQ) when the value of hidden layer 10 and epoch is 300

Keywords : Spine, *Grey Level Coocurent Matrix*, *Learning Vector Quantization*.

1. Pendahuluan

Kelainan tulang skoliosis merupakan kelainan yang umumnya tidak semua orang dapat menyadari gejalanya secara pasti dan sering menganggap sepele dengan gejala yang sudah ditimbulkan. Definisi sederhana dari skoliosis adalah kelainan tulang belakang yang bengkok ke kiri atau ke kanan dengan derajat kemiringan lebih dari 10 derajat [1]. Kita semua tahu bahwa bentuk tulang belakang normal pada manusia yaitu membentuk kurva dimana kurva tersebut dibatasi dari bahu ke bawah, yaitu terlihat lurus apabila dilihat dari belakang dan terlihat

sedikit melengkung kebelakang apabila dilihat samping. Menurut *Scoliosis Research Society*, lebih dari 80% kasus skoliosis merupakan jenis idiopatik yang artinya tidak diketahui penyebab pastinya [2].

Rasa sakit terkadang timbul pada tulang belakang biasanya dianggap sepele oleh kebanyakan orang. Pemicu terjadinya sakit pada tulang belakang tersebut biasanya terjadi karena beberapa faktor diantaranya karena posisi gestur duduk yang salah dan menjadi kebiasaan yang terus terulang atau karena berat badan seseorang yang tidak seimbang. Kelainan tulang skoliosis ini dapat di golongkan ke tiga klasifikasi, yaitu klasifikasi ringan, klasifikasi sedang, dan klasifikasi berat. Kemiringan sudut dan kebengkokan tulang pada klasifikasi ringan yaitu terletak pada rentang antara 11 derajat sampai 20 derajat. Lalu kemiringan sudut dan kebengkokan tulang pada klasifikasi sedang adalah antara 21 derajat sampai 40 derajat. Sedangkan kemiringan sudut dan kebengkokan pada tulang belakang pada klasifikasi berat adalah lebih dari 41 derajat [3].

Penelitian Tugas Akhir ini dilakukan dengan maksud yaitu untuk memudahkan dan dapat menjadi alat bantu alternatif bagi para dokter yang sedang mendiagnosis dan memeriksa seseorang yang mengalami beberapa gejala kelainan tulang belakang tersebut. Dalam proses untuk mengetahui besar derajat kebengkokan pada citra rontgen tulang belakang terdiri dari dua proses, yaitu proses untuk menaikkan kualitas citra, dan ekstraksi ciri untuk perhitungan sudutnya. Pada tugas akhir sebelumnya yang telah dilakukan oleh Imanuel Boyke Nainggolan [3] pada tahun 2017 dengan menggunakan metode Matched Filter dan Operasi Morfologi dengan tingkat akurasi sebesar 69,39% dan 64,40% pada estimasi derajat kebengkokan tulang. Yudhi Afriyana [4] pada tahun 2018 juga melakukan penelitian dengan menggunakan metode GLCM dan klasifikasi KNN didapatkan hasil akurasi sebesar 84,84%. Penelitian serupa dilakukan oleh Yohana Karina Candra Sari [5] pada tahun 2017 menggunakan metode PCA dan klasifikasi SVM dengan tingkat akurasi 91,87%. Dengan referensi tersebut mendorong penulis untuk melakukan penelitian mengenai deteksi derajat kebengkokan tulang belakang yang dilakukan menggunakan metode GLCM dan klasifikasi LVQ.

2. Dasar Teori

2.1. Tulang Belakang

Tulang Belakang adalah tulang yang sangat penting bagi tubuh manusia, karena tulang belakang inilah yang menopang dan menyangga agar tubuh manusia dapat bergerak dan berdiri tegak untuk melakukan segala aktifitas dengan baik. Tulang belakang sering mengalami serangan penyakit, pengeroposan, keretakan, dan kebengkokan. Penyakit-penyakit tulang diantaranya yaitu skoliosis, lordosis, kifosis dan osteoporosis. Pada penelitian tugas akhir ini membahas mengenai penyakit tulang belakang yaitu skoliosis. Dalam klasifikasi keparahan penyakit tulang skoliosis ini dibagi menjadi 3 yaitu ringan, sedang, dan berat. Klasifikasi penyakit tulang dalam skala ringan penyakit skoliosis ini tidak menimbulkan masalah yang sangat serius namun skoliosis tidak boleh dianggap remeh. Jika skoliosis ini dibiarkan saja tanpa ada kesadaran seseorang untuk berobat dan memikirkan pentingnya menjaga tulang agar sehat dapat menimbulkan ancaman bagi organ vital yang lainnya, seperti jantung, dan paru. Karena tulang rusuk dapat menekan paru-paru dan jantung sehingga mengakibatkan penderita mengalami kesulitan bernafas dan pasti membuat korban lebih cepat merasa lelah karena jantung mengalami penyumbatan dalam memompa darah. Penyakit skoliosis dengan memiliki nilai derajat kemiringan lebih dari 90 derajat menyebabkan saraf pada tulang belakang terjepit dan terjadi kelumpuhan [4].

2.2. Pengolahan Citra

Citra digital merupakan suatu fungsi $f(x, y)$ dua dimensi, dimana x dan y merupakan koordinat spesial atau piksel yang membentuknya, sistem koordinat yang digunakan pada citra digital adalah (x, y) . Lebih tepatnya x merupakan sebagai posisi kolom dan y merupakan baris [5]. Citra digital $f(x, y)$ adalah nilai fungsi pada setiap titik yang menyatakan besarnya nilai keabuan atau grayscale pada piksel tersebut. Hasil dari digitalisasi diperoleh besar dari baris dengan simbol N dan kolom M , sehingga citra menyatakan tingkat keabuan dinyatakan dengan matriks berukuran $N \times M$ [6]. Citra digital yang memiliki tinggi N , lebar M , dan memiliki derajat keabuan yaitu L maka dapat menyatakan sebagai fungsi yang dapat dilihat pada persamaan 2.1 sebagai berikut :

$$f(x, y) = \begin{cases} 0 \leq x \leq M \\ 0 \leq y \leq N \\ 0 \leq f \leq L \end{cases} \quad (1)$$

Apabila nilai pada x, y dan nilai amplitude pada f keseluruhan bernilai takterhingga (*infinite*) dan bernilai diskrit maka dapat diartikan bahwa pada citra tersebut merupakan citra digital. *Piksel*-*piksel* pada citra digital dapat digambarkan seperti matriks yang ditunjukkan pada matriks 1:

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1, M-1) \end{bmatrix} \quad (2)$$

Fungsi citra $f(x, y)$ dalam matematis diartikan sebagai berikut:

$$N = \text{jumlah kolom}, 0 \leq y \leq N - 1$$

M = jumlah baris, $0 \leq y \leq M - 1$

L = derajat keabuan, $0 \leq f(x, y) \leq L - 1$

2.3 Gray Level Coocurance Matrix (GLCM)

GLCM adalah metode analisis atau metode statistika yang bertujuan untuk mengambil dan membentuk suatu ciri berdasarkan dari tingkat keabuan yang terjadi pada antar piksel yang bertetangga. Untuk mendapatkan ciri statistik tersebut salah satu teknik yang dapat ditempuh yaitu dengan menghitung sudut kemiringan dan jarak. Sudut yang dibentuk dari perhitungan sudut orientasinya sudut tersebut dinyatakan dengan derajat, standar sudutnya yaitu 0, 45, 90, dan 135 [4].

2.3.1 Proses Perhitungan Tekstur Pada GLCM

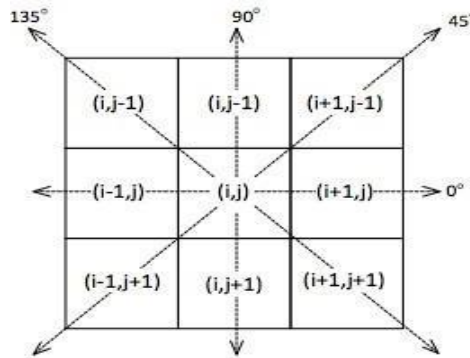
Berikut ini merupakan langkah-langkah yang akan dilakukan dalam menghitung tekstur dari GLCM [6] [7] [8]:

a. Quantization

Merupakan suatu konversi dari nilai *grayscale* menggunakan nilai 256 pada keabuan suatu citra ke dalam suatu level tertentu. Tujuan dari penggunaan ini adalah agar dapat mengurangi angka dalam perhitungan dan meringankan pada saat komputasi.

b. Co-occurrence

Kookurensi atau dapat diartikan sebagai kejadian bersama, adalah kejadian satu level pada intensitas piksel tetangga dengan piksel lainnya dalam jarak dan sudut tertentu. Orientasi ini dibentuk dalam empat arah sudut dengan jarak dinyatakan sebagai piksel dan interval pada setiap sudut sebesar 45°. Gambar 1 merupakan ilustrasi ketetangaan antar piksel fungsi orientasi sudut dan jarak.



Gambar 1 Ketetangaan Antar Piksel Fungsi Orientasi Sudut dan Jarak [8]

c. Symmetri

Tujuan dari *symmetric* yaitu untuk membuat matriks menjadi simetrikal pada bagian diagonalnya. Dengan kata lain sebagai kemunculan posisi piksel yang sama.

$$\text{Matriks } C = \text{Matriks } B + \text{Transpose Matriks } B^T \quad (2)$$

d. Normalization

Setelah melakukan simetris pada matriks GLCM langkah selanjutnya adalah dengan membagi nilai pada setiap angka pada matrik C dengan jumlah seluruh angka pada matrik.

e. Feature Extration

Merupakan proses dari pengambilan ciri pada objek yang terdapat pada citra. Pada proses pengambilan ciri objek pada citra memiliki beberapa ciri tekstural diantaranya adalah [5] [6] [9]:

i. Energy

Menunjukkan sebuah nilai yang bersifat homogenitas. Apabila nilai semakin besar, maka akan semakin mirip citra tersebut dengan kelasnya. Nilai *energy* merupakan ukuran dari homogenitas. Nilai *energy* tinggi dapat muncul apabila kondisi saat tekstur pada citra cenderung seragam.

ii. Contrast

Merupakan variansi level keabuan didalam sebuah matriks GLCM. Kontras ini dapat menghitung perbedaan intensitas diantara piksel yang saling berdekatan pada gambar. Kontras lebih sering disebut dengan variansi jumlah kuadrat. Kontras bernilai 0 untuk gambar yang bernilai konstan.

iii. Homogeneity

Nilai untuk perhitungan homogenitas merupakan nilai invers dari nilai kontras, dimana nilai tersebut dapat berkurang secara eksponensial menjauh dari sisi diagonal. *Homogeneity* pada GLCM dapat bernilai tinggi apabila matriks memiliki banyak jumlah piksel yang nilai derajat keabuan yang serupa.

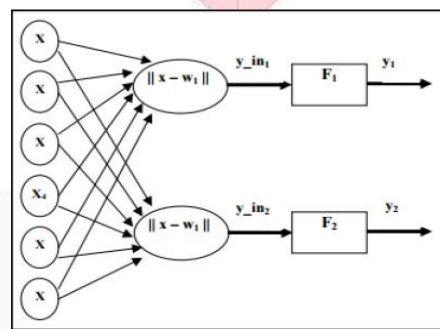
Semakin memiliki nilai yang besar pada perbedaan derajat keabuan, maka nilai *homogeneity* semakin rendah dan nilai kontras semakin tinggi.

iv. Correlation

Merupakan pengukuran dari ketidak miripan dari suatu tekstur. Correlarion akan bernilai tinggi apabila nilai tersebut acak, dan bernilai kecil apabila nilai tersebut seragam. Korelasi digunakan untuk menghitung ukuran matriks yang besar secara teratur atau berturut-turut.

2.4 LVQ (Learning Vector Quantization)

Learning Vector Quantization bertujuan untuk melatih jaringan syaraf tiruan sehingga dapat mengeluarkan keluaran yang akurat pada target yang diinginkan. LVQ (*Learning Vector Quantization*) memiliki dua lapis, yaitu lapis kompetitif dan lapis linier. Pada lapisan kompetitif ini merupakan lapisan yang mengklasifikasikan vektor-vektor masukan dengan banyak cara. Sedangkan pada lapis linier bekerja untuk mengubah lapisan kompetitif ke klasifikasi target yang didefinisikan oleh user [10]. *Learning Vector Quantization* mampu untuk mempelajari secara otomatis dalam hal mengklasifikasikan vektor inputan berdasarkan jaraknya. Hal tersebut dapat dilakukan apabila jarak antar vektor-vektor. Pengklasifikasian tersebut dapat dilakukan apabila jarak antar dua vektor memiliki jarak yang sama. LVQ mencari vector dengan selisih paling minimum dengan bobot, karena perbedaan metode pembelajaran pada LVQ perbedaan terletak pada saat perhitungan bobot. Setelah mencari selisih minimum pada bobot, pada tiap satu kali *epoch*, selisih akan dikalikan dengan *learning rate* dengan tujuan untuk menentukan bobot pada *epoch* selanjutnya [6]. Pada gambar 2 berikut merupakan arsitektur dari LVQ:

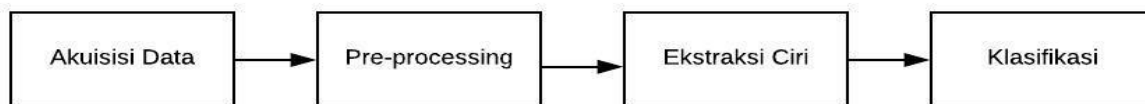


Gambar 2 Arsitektur dari LVQ [6].

Dimana x_1 sampai x_2 merupakan merupakan nilai input, untuk $X - W_1$ sampai $X - W_2$ adalah jarak bobot, F_1 F_2 merupakan Lapisan kompetitif, Y_1 sampai Y_2 adalah nilai output dan n merupakan jumlah kata atau jumlah kelasnya.

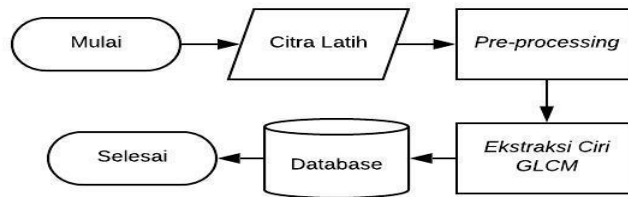
3. Permodelan Sistem

Secara umum dalam perancangan blok diagram dan implementasi sistem pada deteksi derajat kebengkokan dan kemiringan tulang belakang, akan dijelaskan cara kerja sistem beserta penjelasan mendetailnya. Dengan maksud supaya dapat memberikan batasan dan penjelasan dengan jelas dan terarah dalam mengetahui sudut kebengkokan dan kemiringan pada tulang belakang dengan menggunakan metode *Grey Level Coocurent Matrix* dan *Learning Vector Quantization*. Sistem yang dirancang secara umum ialah sebagai berikut:



Gambar 3 Blok diagram sistem secara umum

Proses latih dan proses pengujian (proses klasifikasi) merupakan dua bagian utama dari perancangan sistem deteksi derajat kebengkokan dan kemiringan pada tulang belakang yang dihasilkan dari Gambar 3 dari dua tahap tersebut selanjutnya dapat mengetahui sudut kebengkokan dan kemiringan pada citra tulang belakang. Berikut *database* dari sistem deteksi kebengkokan dan kemiringan tulang belakang pada proses citra



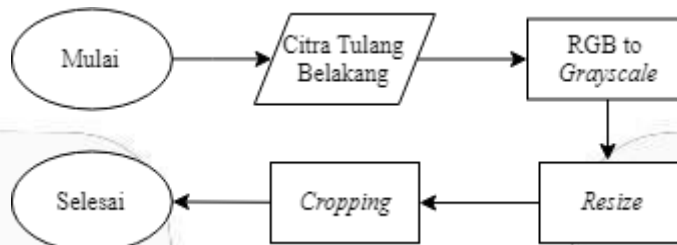
Gambar 4 Diagram data latih

Gambar 4 merupakan gambar diagram data latih, pada diagram tersebut terjadi pencarian dari suatu nilai piksel yang dijadikan acuan untuk mendapatkan *database* program. Nilai-nilai piksel tersebut akan di-*training* yang akan digunakan untuk mengetahui pola kebengkokan dan kemiringan pada citra tulang belakang. Setelah diperoleh *database* program citra pada proses data latih, selanjutnya melakukan pengujian pada citra medis yang lainnya. Selanjutnya dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan GLCM.

3.1 Akuisisi Data

Akuisisi data adalah proses dan tahap awal yang memiliki maksud untuk mendapatkan sebuah citra digital sebagai data latih maupun data uji. Citra digital pada Tugas Akhir ini, penulis memiliki data masukan pada sistem yaitu berupa citra *Rontgen*. diperolehnya data citra *Rontgen* berasal dari Rumah Sakit Halmahera Bandung bagian radiologi

3.2 Pre-processing



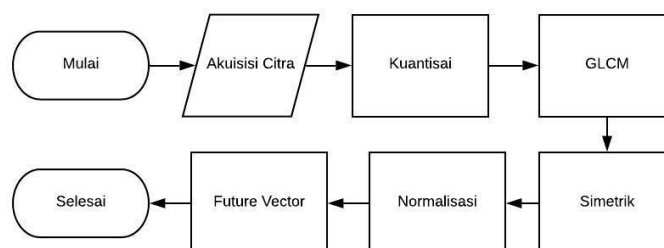
Gambar 5 Diagram alir *pre-processing*

Pada *pre-processing* akan dilakukan pemrosesan pada citra dengan tujuan agar citra yang digunakan memiliki kualitas yang baik. Berikut ini merupakan tahapan-tahapan yang dilakukan pada *pre-processing* [11] [12] :

1. *Input Citra*
Input berupa citra *rontgen* tulang belakang.
2. *RGB to Grayscale*
Proses pengubahan yang memiliki tujuan untuk mereduksi citra tiga dimensi menjadi satu dimensi dan memiliki nilai intensitas yang sama
3. *Resize*
Proses *resize* memiliki tujuan yaitu untuk menyamakan nilai ukuran sesuai yang ditentukan yaitu 0,5 dari ukuran asli pada *input*. Misal ukuran asli 600x600 maka ukuran *resize* menjadi 300x300.
4. *Cropping*
Proses pemotongan atau *cropping* yang dilakukan pada citra asli untuk mendapatkan hasil yang sesuai daerah yang akan diidentifikasi.

3.3 Proses Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri merupakan pengambilan dari informasi penting yang terjadi pada suatu citra. Pada proses ini jumlah piksel yang kemungkinan mengalami pengurangan akan tetap menyimpan informasi penting yang akan berpengaruh pada proses selanjutnya. Masukan pada proses ekstraksi ciri adalah citra *Rontgen* yang telah melalui *pre-processing*. Tahapan yang dilewati dapat ditunjukkan pada gambar 6.



Gambar 6 Diagram ekstraksi ciri GLCM

3.4 Klasifikasi Menggunakan LVQ

Penggunaan metode klasifikasi LVQ yaitu untuk memperoleh hipotesis dan menentukan pola kebengkokan dan kemiringan pada citra tulang belakang. Parameter yang digunakan pada klasifikasi LVQ adalah *epoch* dan *hidden layer*. Untuk data latih klasifikasi LVQ dimulai dengan memasukkan citra latih hasil ekstraksi ciri pada metode GLCM, selanjutnya akan dilakukan penentuan pada *epoch* dan *hidden layer*. Kemudian dilanjutkan dengan pelatihan data dan uji coba yang dapat diambil pada folder yang sudah didefinisikan termasuk sebagai data latih yang akan segera diproses, Langkah terakhir yaitu melakukan perbandingan pengujian dengan data citra latih.

4. Hasil Pengujian Sistem

4.1 Hasil Analisa Pengujian Menggunakan Parameter Orde Dua Pada Metode GLCM

Pengujian pada tugas akhir ini yaitu dengan pengujian performansi sistem dengan memperhatikan pengaruh dari orde dua terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi. Parameter orde dua yang digunakan yaitu kontras, korelasi, energy, dan homogenitas. Tahap ini menggunakan parameter GLCM untuk pengujian, dengan level kuantisasi = 8, nilai $d = 1$ piksel.

Tabel 1. Akurasi dan Waktu Komputasi Parameter Orde Dua (Kontras, Korelasi, Energi, dan Homogenitas)

Arah	Akurasi %	Waktu Komputasi (s)
0°	95,83	0,072
45°	96,22	0,101
90°	96,22	0,054
135°	98,11	0,067

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada Tabel 1 nilai akurasi terbesar didapatkan pada saat menggunakan parameter orde dua yaitu kontras, korelasi, energy dan homogenitas yaitu sebesar 98,11% pada arah 135°.

4.2 Hasil Analisa Pengujian Menggunakan Parameter Orde Dua Pada Metode GLCM

Pengujian pada tugas akhir ini yaitu dengan pengujian performansi sistem dengan memperhatikan pengaruh dari parameter arah dan jarak orde dua terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi. Parameter orde dua yang digunakan yaitu kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Tahap ini menggunakan parameter GLCM untuk pengujian, dengan arah = (0°, 45°, 90°, 135°), level kuantisasi = 8, nilai $d = 1,2,3$ piksel.

Tabel 2. Hasil Pengujian Parameter Jarak Dan Arah pada GLCM

Arah	Jarak	Akurasi %	Waktu Komputasi (s)
0°	1	96,22	0,083
	2	96,22	0,071
	3	83,01	0,069
45	1	94,33	0,066
	2	90,56	0,086
	3	71,69	0,073
90	1	98,10	0,063
	2	96,22	0,069
	3	86,79	0,066
135	1	98,11	0,088
	2	96,22	0,069
	3	88,67	0,077

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tabel 4.16 nilai akurasi terbesar didapatkan pada saat menggunakan parameter orde dua yaitu kontras, korelasi, energy, dan homogenitas pada parameter arah 135° yaitu sebesar 98,11% dengan jarak 1 piksel. Sedangkan untuk nilai akurasi terkecil dengan menggunakan parameter arah 45° dengan jarak 3 piksel yaitu 71,69%. Hasil yang didapatkan dipengaruhi karena semakin besar jarak piksel pada citra yang digunakan maka akurasi yang didapatkan semakin tinggi.

4.3 Hasil Analisa Penelitian Pengaruh Level Kuantisasi Pada GLCM

Pengujian pada tugas akhir ini yaitu dengan pengujian performansi sistem dengan memperhatikan pengaruh dari parameter arah dan jarak orde dua terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi. Parameter orde dua yang digunakan yaitu kontras, korelasi, energy, dan homogenitas. Tahap ini menggunakan parameter GLCM untuk pengujian, dengan arah = (0°) , level kuantisasi = 8, 16, 32 nilai $d = 1,2,3$ piksel, dan *hidden layer* = 10.

Tabel 3. Hasil Pengujian Parameter Level Kuantisasi Pada GLCM

Kuantisasi	Jarak	Akurasi %	Waktu Komputasi (s)
8	1	100	0,076
	2	96,22	0,077
	3	86,79	0,077
16	1	94,33	0,076
	2	73,58	0,073
	3	86,79	0,072
32	1	79,24	0,068
	2	73,58	0,067
	3	81,13	0,100

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tabel 3 nilai akurasi terbesar didapatkan pada saat menggunakan parameter orde dua yaitu kontras, korelasi, energy, dan homogenitas dengan level kuantitas 8 yaitu sebesar 100% dengan jarak 1 piksel.

4.4 Pengujian Pengaruh *Hidden Layer* dan *Epoch* Pada LVQ

Pada pengujian ini merupakan pengujian hasil dari perubahan nilai pada *hidden layer* (3, 5, 7, 9, 10) *epoch* (200, 300, 400, 500) pada klasifikasi LVQ. Pengujian ini menggunakan level kuantisasi = 8, nilai jarak antar piksel $d = 1$ piksel, arah = 135° dengan *hidden layer* = 5 yaitu parameter orde dua yang digunakan adalah kontras, korelasi, energi, dan homogenitas.

Tabel 3. Hasil Pengujian Parameter Hidden Layer LVQ

<i>Hidden Layer</i>	Akurasi %	Waktu Komputasi (detik)
3	43,39	0,059
5	96,22	0,046
7	94,33	0,052
9	92,45	0,050
10	100	0,104

<i>Hidden Layer</i>	Akurasi %	Waktu Komputasi (detik)
200	96,22	0,056
300	98,11	0,058
400	94,33	0,050
500	96,22	0,049

Berdasarkan table 3 nilai akurasi terbesar didapatkan pada saat perubahan nilai pada *hidden layer* 10 dan *epoch* 300 yaitu sebesar 100%. Sedangkan nilai akurasi terendah yaitu pada perubahan nilai pada *hidden layer* 3 dengan akurasi 43,39% dan *epoch* 400 yaitu sebesar 94,33%.

5. Simpulan

1. Sistem yang akan dibuat ini menggunakan metode *Grey Level Coocurent Matrix* (GLCM) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk dapat mengukur tingkat kemiringan atau kebengkokan pada tulang belakang dengan cepat dan akurat.
2. *Grey Level Coocurent Matrix* yang merupakan metode analisis pengambilan ciri berdasarkan tingkat keabuan yang berbasis statistical. Proses klasifikasi menggunakan metode *Learning Vector Quantization* dengan tujuan untuk mengklasifikasikan citra berdasarkan sudut derajatnya menjadi pemilihan metode yang dirasa tepat untuk dapat mengukur derajat kebengkokan tulang belakang.

Daftar Pustaka:

- [1] S. Aisyah, Kirana. Ambarwati, "Faktor Kebiasaan Bukan Penyebab Skoliosis," *tempo.co*. [Online]. Available: <http://suaramahasiswa.com/faktor-kebiasaan-bukan-penyebab-skoliosis/>. [Accessed: 09-Sep-2018].

- [2] M. dr. Ahmad, "Skoliosis: Pengertian, Penyebab, Gejala, Pengobatan," *Mediskus*. [Online]. Available: <https://mediskus.com/penyakit/skoliosis>. [Accessed: 09-Sep-2018].
- [3] I. B. Nainggolan *et al.*, "Matched Filter Dan Operasi Morfologi Untuk Estimasi Derajat Kebengkokan Tulang," pp. 9–10, 2018.
- [4] M. Tarigan, "Skoliosis bisa Halangi Fungsi Paru dan Jantung," *Tempo.co*. [Online]. Available: <https://gaya.tempo.co/read/1027895/skoliosis-bisa-halangi-fungsi-paru-dan-jantung/full&view=o>[Accessed: 10-Sep-2018].
- [5] J. R. Parker, *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*. Indianapolis: Wiley Publishing.
- [6] M. Widyaningsih Jurusan Teknik Informatika Komputer and S. G. Palangkaraya Jl Obos No, "Identifikasi Kematangan Buah Apel Dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GlcM)," vol. 6, no. 114, 2016.
- [7] R. K. Salsabiilaa, B. Hidayat, and S. Darana, "Deteksi Kualitas Dan Kesegaran Telur Ayam Ras Berdasarkan Deteksi Objek Transparan Dengan Metode Grey Level Co-Occurrence Matrix (GlcM) Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (Knn)," *J. TEKTRIKA*, vol. 1, no. 2, pp. 103–109, 2016.
- [8] A. Maghfiroh, "Deteksi Citra Granuloma Melalui Radiograf Periapikal Dengan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan (LVQ)," p. 12, 2018.
- [9] S. A. Wibowo, B. Hidayat, and U. Sunarya, "Simulasi dan Analisis Pengenalan Citra Daging Sapi dan Daging Babi dengan Metode GLCM dan KNN," *Semin. Nas. Inov. Dan Apl. Teknol. Di Ind. 2016*, pp. 338–343, 2016.
- [10] S. Nabilla, "Identifikasi Pola Sidik Bibir Pada Pria Dan Wanita Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) DAN Learning Vector Quantization (LVQ) Sebagai Aplikasi Bidang Forensik." Universitas Telkom, Bandung, p. 14, 2017.
- [11] C. P. Riesmala, A. Rizal, and L. Novamizanti, "Pengenalan Motif Batik Dengan Analisis Struktur dan Warna Pada Citra Digital," pp.0-6, 2012.
- [12] L. Novamizanti, J. Raharjo, and I. I. Tirtoasmoro, "Identifikasi Pola Iris Mata Menggunakan Metode Dekomposisi Transformasi Wavelet dan Levenshtein Distance," 2008

