

Simulasi dan Analisis Sistem Klasifikasi Kepadatan Tulang Menggunakan Citra X-Ray

Simulation and Analysis of Bone Density Classification System Using X-ray Image

Dayan Aldina¹, Ratri Dwi Atmaja, ST., MT.², Hilman Fauzi TSP, ST., MT.³

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

¹dayanaldina@gmail.com, ²ratriidwiatmaja@telkomuniversity.ac.id, ³hilmanfauzitsp@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Jaman sekarang sudah banyak orang yang sudah mengalami pengeroposan tulang walaupun orang tersebut masih muda. Pada tugas akhir ini akan menggunakan sampel berupa hasil x-ray tulang normal, osteopenia, dan tulang osteoporosis. Sampel tulang yang sudah dikelompokkan akan dibagi lagi menjadi 2 kelompok yaitu data latih dan data uji. Sistem yang dihasilkan dapat mengklasifikasikan tulang normal, osteopenia, dan osteoporosis dari 3 bentuk tulang yaitu: femur, tulang belakang, dan lengan tanpa harus memisahkan satu per satu bagian. Jadi pada tugas akhir ini dari hasil x-ray dicari ciri dari setiap data tulang yang ada menggunakan GLCM dan akan dilakukan klasifikasi dan perbandingan antara data latih dan data uji menggunakan K-NN. Hasil dari sistem ini dapat mengklasifikasikan jenis tulang dari 3 bagian tulang tanpa harus dipisah-pisah per bagian tulangnya dan memiliki akurasi sistem sebesar 76,9231%.

Kata Kunci: Pengeroposan Tulang, Kepadatan Tulang, DXA, X-Ray, GLCM, K-NN.

ABSTRACT

Unwittingly today many people who have suffered bone loss even if the person is still young. In this final task will use bone x-ray results from people who have healthy bone, who have osteopenia, and osteoporosis problem. Bone sample that already in the group then will be in the 2 kind of data groups: reference data group and test data group. The result from this system can classify normal bone, osteopenia, and osteoporosis from 3 kind of bones: femur, spine/backbone, and arm without separate one by one that kind of bones. So in this final task the result from x-ray then find the characteristics from every bones using GLCM and will be classified and compare between reference data and sample data using K-NN. The result from this final task is the simulation system that can classify 3 kind of bones without separate one by one that kind of bones and has system accuracy 76,9231%.

Keywords: Bone Loss, Bone density, DXA, X-Ray, GLCM, K-NN.

1. PENDAHULUAN

Tulang merupakan salah satu bagian terpenting dalam tubuh manusia. Oleh karena itu juga tingkat kepadatan tulang sangat penting, jika tingkat kepadatan tulang seseorang buruk atau sudah keropos maka terdapat banyak akibat buruk dari hal tersebut. Terdapat beberapa jenis penyakit pengeroposan tulang seperti osteopenia dan osteoporosis dan penyakit tersebut dapat menyerang seseorang baik yang muda ataupun yang tua.

Maka dari itu dibuat simulasi sistem klasifikasi kepadatan tulang yang dapat mengklasifikasikan jenis tulang dari 3 bagian tulang (femur, lengan, dan tulang belakang) tanpa harus dipisah-pisah per bagian tulangnya. Sistem klasifikasi ini bekerja dengan melihat, lalu mengklasifikasikan jenis tulang berdasarkan jenis tulangnya (normal, osteopenia, atau osteoporosis), lalu data tulang tersebut dibagi menjadi data latih dan data uji

Sistem ini dirancang dengan cara tulang dibagi menjadi 2 kelompok data, data latih dan data sampel lalu dibagi lagi menjadi tulang normal, osteopenia, dan osteoporosis. Tulang yang sudah dibagi menjadi kelompok data latih dan data uji tersebut dicari ciri dari setiap data tulangnya menggunakan *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) dan akan dilakukan klasifikasi dan perbandingan antara data latih dan data uji menggunakan K-NN (*K-Nearest Neighbor*).

2. DASAR TEORI

2.1 Tulang [14]

Tulang merupakan penunjang kokohnya tubuh, sebagai rangka, tulang mempunyai banyak sendi-sendi yang memungkinkan pergerakan dan juga merupakan struktur padat yang hidup. Fungsi tulang juga sebagai pengungkit untuk bermacam-macam aktivitas selama pergerakan.

2.2 Osteoporosis

Osteoporosis adalah penyakit tulang yang ditandai dengan menurunnya kepadatan tulang secara keseluruhan akibat ketidakmampuan tubuh dalam mengatur kandungan mineral dalam tulang dan disertai dengan rusaknya arsitektur tulang yang akan mengakibatkan penurunan kekuatan tulang yang dalam hal ini adalah pengeroposan tulang, sehingga mengandung risiko mudah terjadi patah tulang [13].

2.3 Osteopenia [5]

Osteopenia adalah penyakit tulang yang menggambarkan kepadatan tulang yang bisa dikatakan kurang daripada tulang normal namun tidak terlalu rendah nilainya untuk didiagnosis sebagai osteoporosis.



Gambar 2.1 Tulang Osteopenia, Normal, dan Osteoporosis

2.4 DXA (Dual Energy X-ray Absorptiometry)

DXA adalah salah satu metode yang menggunakan x-ray untuk mengetahui kepadatan tulang seseorang. Tes ini memberikan T-Score yang membandingkan nilai BMD seseorang dengan BMD optimal dari orang dewasa sehat berusia 30 tahun. *T-score* $-1,0$ keatas menunjukkan tulang normal, antara $-2,5$ dan $-1,0$ menunjukkan seseorang menderita osteopenia, dan dibawah $-2,5$ menunjukkan seseorang menderita osteoporosis [8].

2.5 Citra Digital

Suatu citra dapat diwakili oleh fungsi $f(x, y)$ berukuran M baris dan N kolom, dimana nilai x dan y merupakan koordinat spasial. Nilai pada suatu irisan antara baris dan kolom (pada posisi x, y) disebut dengan *picture elements*, *image elements* atau *pixels*. Terdapat beberapa macam jenis dari citra digital seperti: *Image processing*, citra digital warna, histogram, dan lain-lain [5].

Salah satu bentuk citra adalah citra yang mengandung abstrak dari citra matematis yang berisi fungsi kontinyu dan fungsi diskrit atau citra digital. Citra yang memiliki fungsi diskrit inilah yang dapat diolah oleh komputer. Setiap citra digital memiliki beberapa karakteristik, antara lain ukuran citra, resolusi dan format nilainya [10].

2.5.1 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan sebuah ilmu yang mempelajari tentang perbaikan kualitas gambar dan transformasi gambar [5]. Pengolahan citra dilakukan untuk mendapatkan citra yang memiliki kualitas yang lebih baik dibandingkan dengan citra semula. Proses pengolahan citra pada proses radioterapi sangatlah penting guna diagnosis kondisi penyakit tanpa harus melakukan pembedahan dan juga langkah perencanaan pengobatannya [12]. Pengolahan citra digital memfokuskan transformasi suatu citra pada format digital dan pengolahannya oleh komputer digital. *Input* dan *output* dari sistem pengolahan citra digital adalah citra digital [10].

2.5.2 Citra Grayscale

Citra *grayscale* adalah citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap *pixel*-nya, artinya nilai dari *Red = Green = Blue*. Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan intensitas warna. Citra *grayscale* disimpan dalam format 8bit untuk setiap sampel *pixel*, yang memungkinkan sebanyak 256 intensitas [5].

Dalam fotografi dan komputasi, *grayscale* adalah gambar dimana nilai setiap *pixel* sampel tunggal, yang hanya membawa informasi intensitas. Gambar semacam ini juga dikenal sebagai hitam-putih, secara eksklusif terdiri dari warna abu-abu, bervariasi dari hitam di bagian intensitas paling lemah untuk putih di terkuat [11].

2.5.3 Citra X-ray

Metode ini menggunakan sumber sinar-X berupa titik dan detektor yang digunakan adalah selembur film negatif. Dampak sinar-X adalah menghitamkan film negatif tadi yang berbanding lurus dengan intensitasnya. Oleh karena itu, benda yang menyerap sinar lebih banyak/rapat akan ditampilkan dalam film negatif dengan warna yang lebih terang daripada benda-benda yang menyerap sinar lebih sedikit [8]. Citra X ray tulang merupakan bentuk citra medis yang biasa digunakan untuk menentukan kelainan struktural dan disfungsi tulang manusia. Kelainan struktur tulang yang merupakan salah satu ciri osteoporosis [12].

2.5.4 Color Image atau RGB (Red, Green, Blue) [7]

Pada color image ini masing-masing piksel memiliki warna tertentu, warna tersebut adalah merah (*Red*), hijau (*Green*) dan biru (*Blue*). Jika masing-masing warna memiliki range $0 - 255$, maka totalnya adalah $255^3 = 16.581.375$ (16 K) variasi warna berbeda pada gambar. Karena jumlah bit yang diperlukan untuk setiap *pixel*, gambar tersebut juga disebut gambar-bit warna. *Color image* ini terdiri dari tiga matriks yang mewakili nilai-nilai merah, hijau dan biru untuk setiap pikselnya.

2.5.5 Histogram Citra

Histogram citra adalah grafik yang menggambarkan penyebaran kuantitatif nilai *gray level pixel* di dalam atau bagian tertentu dari citra [5]. Histogram citra merupakan grafik yang mewakili frekuensi kemunculan relatif dari nilai piksel suatu citra. [10]. Fungsi khusus untuk histogram citra, yaitu *imhist*. Fungsi *imshist* menghitung jumlah piksel-piksel suatu citra untuk setiap range warna [7].

2.6 Morfologi Citra [15]

Morfologi adalah alat untuk mengekstrak komponen-komponen citra yang berguna dalam representasi dan deskripsi dari suatu bentuk wilayah dalam citra. Pada operasi morfologi, nilai dari tiap piksel pada citra keluaran didasarkan pada perbandingan dari piksel pada citra masukan dengan piksel di sekitarnya.

2.6.1 Dilasi [15]

Dilasi merupakan suatu proses menambahkan piksel pada batasan dari objek dalam suatu gambar sehingga nantinya apabila dilakukan operasi ini maka gambar hasilnya lebih besar ukurannya dibandingkan dengan gambar aslinya. Dilasi ini sangat berguna ketika diterapkan dalam obyek-obyek yang terputus dikarenakan hasil pengambilan citra yang terganggu oleh *noise*, kerusakan obyek fisik yang dijadikan citra digital, atau disebabkan resolusi yang jelek. Dengan melakukan dilasi maka obyek atau tepi citra dapat disambung kembali.

2.7 Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) [16]

GLCM merupakan metode yang paling umum digunakan dalam menganalisis. Misalkan kita memiliki jendela citra 5 x 5 dengan kisaran derajat keabuan 0-5 sebagai berikut:

1	1	2	2	5
3	2	3	1	1
0	1	1	0	1
3	2	4	0	1
2	1	1	2	2

Matriks *co-occurrence* untuk citra di atas pada arah $a = 0^0$ (Barat-Timur) dan jarak $d = 1$ (tepat berdampingan) dapat dibentuk melalui langkah-langkah berikut:

1. Tentukan jumlah derajat keabuan yang berbeda dalam citra, kemudian urutkan derajat keabuan tersebut dari kecil ke besar. Untuk citra di atas, jumlah derajat keabuan ada 6, yaitu 0,1,2,3,4, dan 5.
2. Bentuk matriks **A** berukuran $k \times k$ dengan k adalah jumlah derajat keabuan, dimana elemen a_{ij} -nya menyatakan jumlah kemunculan piksel berderajat keabuan g_i ij muncul bersebelahan dengan piksel berderajat keabuan g_j pada arah 0^0 (BaratTimur) dimana $1 \leq i, j \leq k$. Untuk citra di atas, $k = 6$ dan $g_1 = 0, g_2 = 1, g_3 = 2, g_4 = 3, g_5 = 4, g_6 = 5$. Matriks **A** untuk citra tersebut adalah sebagai berikut :

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

3. Matriks *co-occurrence* **C** dibentuk dengan membagi setiap elemen **A** dengan n dimana n adalah jumlah semua elemen matriks **A**. Dengan demikian dapat dikatakan bahwa matriks **C** adalah matriks **A** yang telah dinormalisasi. Untuk citra di atas, $n = 3 + 1 + 4 + 2 + 1 + 2 + 1 + 1 + 1 + 1 + 2 + 1 = 19$.

2.7.1 Statistik Dalam GLCM [18]

Dalam tugas akhir ini statistik GLCM yang digunakan yaitu:

1. *Contrast* yaitu digunakan untuk mengukur kekuatan perbedaan intensitas dalam citra dinyatakan dengan:

$$CON = \sum_i \sum_j P_{i,j} (i - j)^2 \quad (2.1)$$

2. *Correlation* ukuran ketergantungan linear antar nilai aras keabuan dalam citra dihitung dengan menggunakan rumus:

$$COR = \frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i - m_i)(j - m_j) P_{i,j}}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.2)$$

3. *Homogeneity/Inverse Different Moment* yaitu untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas dalam citra, dan didefinisikan dengan:

$$Homogeneity/IDM = \sum_i \sum_j \frac{P(i,j)}{1 + |i - j|} \quad (2.3)$$

4. *Energy/Angular Second Moment* yaitu digunakan untuk mengukur konsentrasi pasangan intensitas pada matriks *co-occurrence*, dan didefinisikan dengan:

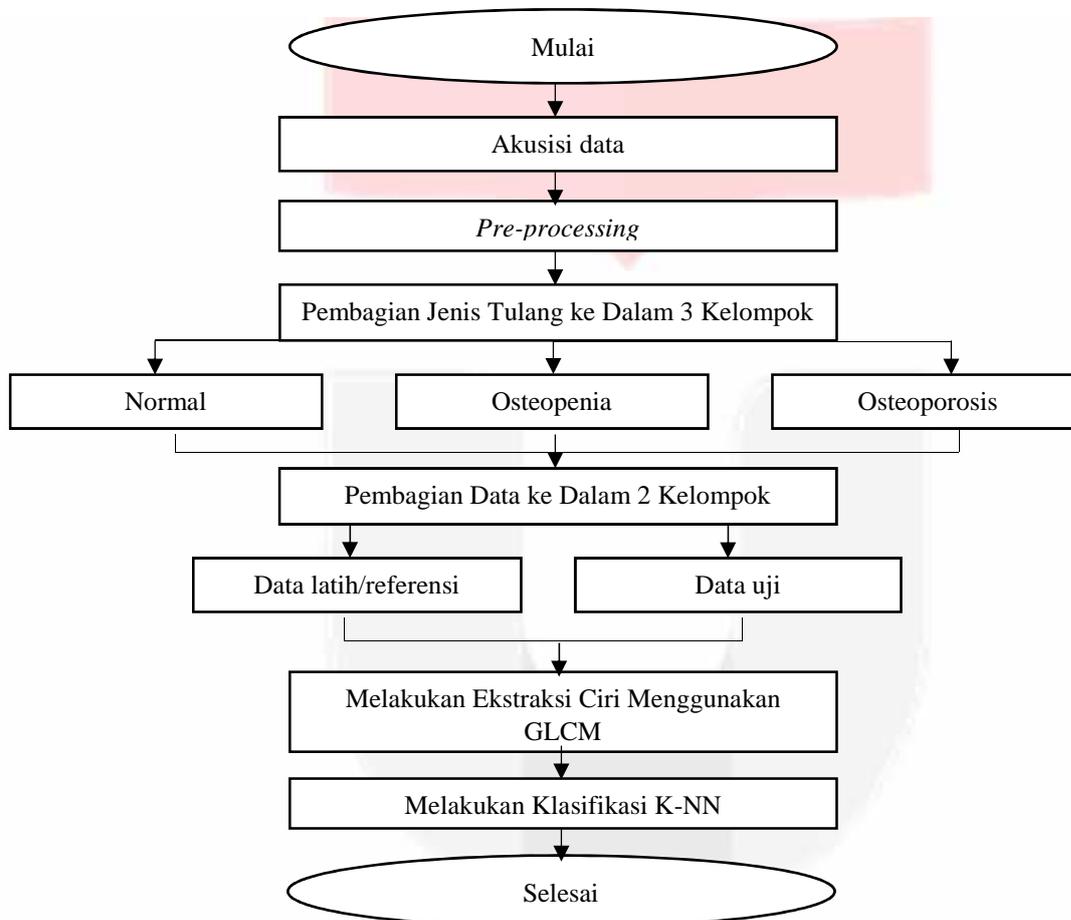
$$Energy/ASM = \sum_{i,j} P^2(i,j) \quad (2.4)$$

2.8 K-NN (K-Nearest Neighbor) [17]

K-NN adalah metode yang menggunakan algoritma *supervise* dimana hasil dari *query instance* yang baru diklasifikasi berdasarkan mayoritas dari kategori pada K-NN dengan tujuan adalah mengklasifikasikan obyek baru berdasarkan atribut dan *training* sampel. *Classifier* tidak menggunakan model apapun untuk dicocokkan dan hanya

berdasarkan pada memori. Diberikan titik *query* akan ditemukan sejumlah k obyek atau titik *training* yang paling dekat dengan titik *query*. Klasifikasi menggunakan voting terbanyak diantara klasifikasi dari k obyek. Metode K-NN bekerja berdasarkan jarak terpendek dari *query instance* ke *training sample* untuk menentukan K-NN-nya.

3. PERANCANGAN SISTEM

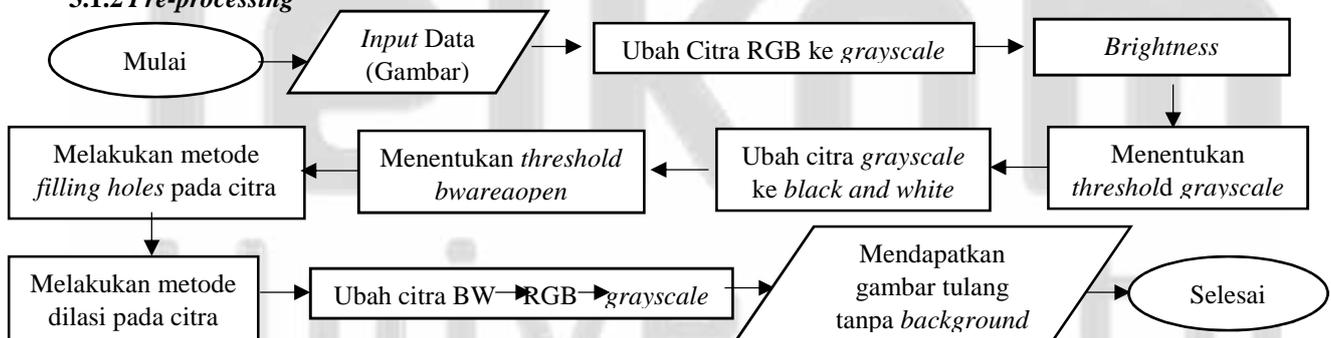


Gambar 3.1 Diagram Alir

3.1.1 Akusisi Data

Pada tahap akusisi data ini, merupakan proses untuk mendapatkan data yang akan diproses dan diuji dalam sistem ini. Hasil x-ray yang didapatkan, *discan* terlebih dahulu yang akan menghasilkan gambar berformat JPG yang akan dijadikan data masukan untuk proses dan pengujian dalam tugas akhir ini.

3.1.2 Pre-processing



Gambar 3.2 Diagram Alir Pre-processing

Pada tahap *pre-processing* ini *input* data berupa gambar berformat JPG yang merupakan hasil x-ray yang sebelumnya sudah *discan* dan berjenis RGB. Citra gambar yang berjenis RGB tersebut diubah menjadi citra *grayscale*. Setelah citra sudah berjenis *grayscale*, selanjutnya dilakukan pengetesan nilai *brightness*. Lalu menentukan nilai *threshold* untuk citra *grayscale*nya untuk menentukan area tulang dan area *background*. Selanjutnya citra *grayscale* diubah menjadi citra *black and white*, agar lebih mudah membedakan antara bagian tulang dan *background*, dengan warna putih untuk tulang dan warna hitam untuk *background*. Lalu menentukan

threshold bwareaopen untuk menghilangkan *noise*/area-area kecil yang bukan tulang yang tidak terfilter oleh *threshold grayscale*. Tahap berikutnya adalah metode *filling holes* untuk mengisi area kosong pada sebuah area yang tertutup/area tulang untuk mencegah bagian yang sebenarnya tulang agar tidak dianggap *background/noise*. Lalu dilakukan proses dilasi pada citra dengan bentuk 'disk' dengan menebalkan area tulang untuk menyambungkan dan memastikan suatu bagian tulang yang terputus merupakan daerah tulang yang akan diproses. Lalu citra yang masih berjenis *black and white* tersebut diubah kembali menjadi citra RGB dengan dibuat menjadi 3 layer citra lalu dikalikan dengan citra asli. Setelah itu citra yang sudah berjenis RGB diubah lagi menjadi citra *grayscale*. Setelah dilakukan proses-proses tersebut, didapatkan area tulang tanpa *background*.

3.1.3 Pembagian Jenis Tulang ke Dalam 3 Kelompok

Setelah dilakukan *pre-processing* dan didapatkan gambar tulang tanpa *background*, data tulang dibagi menjadi 3 kelompok tulang yaitu: tulang normal, tulang osteopenia, dan tulang osteoporosis

3.1.4 Pembagian Data ke Dalam 2 Kelompok

Pada tahap ini data tulang tersebut yang sudah terbagi menjadi kelompok dibagi lagi menjadi 2 kelompok, yaitu: kelompok data latih/referensi dan kelompok data uji/sampel, yang didalam kelompok tersebut terdapat 3 kelompok tulang juga yaitu: tulang normal, tulang osteopenia, dan tulang osteoporosis.

3.1.5 Melakukan Ekstraksi Ciri Menggunakan GLCM

Pada tahap ini dilakukan ekstraksi ciri GLCM pada kelompok data latih dengan menggunakan 4 parameter yaitu: *Contrast*, *Correlation*, *Homogeneity/Inverse Different Moment*, dan *Energy/Angular Second Moment* dan *outputnya* yaitu jenis setiap tulang (normal, osteopenia, osteoporosis) dan data ini akan dijadikan sebagai referensi.

Arah pada metode glcm ini menggunakan 4 arah, menggunakan jarak piksel tetangga yaitu 2 dari piksel *of interest*: $[0\ 2] = 0^\circ$, $[-2\ 2] = 45^\circ$, $[-2\ 0] = 90^\circ$, $[-2\ -2] = 135^\circ$. Pada metode GLCM ini juga level dari *grayscale* dibagi menjadi 8 kelas. Setiap arah yang digunakan memiliki 1 matriks, lalu dari setiap matriks itu diambil ciri statistiknya/parameternya. Statistik yang dihasilkan dari perhitungan tersebut merupakan ciri dari setiap gambar.

3.1.6 Melakukan Klasifikasi K-NN

Pada tahap ini dilakukan proses klasifikasi K-NN pada data uji yang *outputnya* memiliki tingkat kecocokkan tertinggi dari proses GLCM yang dilakukan pada tulang di data latih, lalu dilihat akurasi kecocokkannya.

3.2 Metode Penelitian

Pada penelitian tugas akhir ini penulis menggunakan beberapa metode yaitu pengolahan citra digital *black & white*, pengolahan citra digital *grayscale*, pengolahan citra RGB, metode dilasi citra dengan bentuk 'disk', metode *filling holes* yang merupakan pengolahan perbaikan/rekonstruksi citra, pengolahan citra morfologi, ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM dan klasifikasi K-NN.

3.3 Pengujian dan Performansi Sistem

Pengujian ini dilakukan untuk mendapatkan akurasi sistem terbaik dan mengetahui apakah sistem sudah bekerja sesuai yang diinginkan dengan baik atau tidak. Ada beberapa aspek yang terdapat dalam pengujian ini seperti parameter-parameter yang akan digunakan dalam pengujian dan hasil yang diperoleh dari tugas akhir ini adalah suatu simulasi sistem klasifikasi kepadatan tulang yang dapat mengklasifikasikan jenis tulang dari 3 bagian tulang tanpa harus dipisah-pisah per bagian tulangnya. Adapun cara untuk menghitung tingkat akurasi sistem:

$$A = \frac{f_k \cdot n_D \cdot y}{f_k \cdot n_E \cdot K} \times 100\% \quad (3.1)$$

Persamaan 3.1 Tingkat Akurasi

4. PENGUJIAN SISTEM

4.1 Pengujian Sistem

Pada tahap pengujian ini beberapa variabel yang ada pada data uji dan data latih akan dirubah dengan tujuan untuk mendapatkan performansi dan akurasi sistem terbaik. Berikut hasil pengujian terhadap beberapa variabel.

Tabel 4.1 Pengujian *Threshold Grayscale* Terhadap Akurasi Sistem

Nilai <i>Threshold</i>	Akurasi Sistem
50	53,8462%
75	76,9231%
100	38,4615%
125	69,2308%

150	61,5385%
-----	----------

Jadi dari hasil pengujian diatas dapat diambil kesimpulan bahwa pada penelitian ini akan menggunakan *threshold grayscale* 75 yang menghasilkan nilai akurasi sistem 76,9231%.

Tabel 4.2 Pengujian *Threshold bwareaopen* Terhadap Akurasi Sistem

Nilai <i>Threshold</i>	Akurasi Sistem
50	69,2308%
100	76,9231%
250	53,8462%
500	53,8462%
1000	53,8462%

Dengan hasil diatas dapat disimpulkan bahwa merubah nilai *threshold bwareaopen* mempengaruhi tingkat akurasi sistem dan pada *threshold* 100 menghasilkan nilai akurasi tertinggi yaitu 76,9231%.

Tabel 4.3 Pengujian Nilai *Brightness* Terhadap Akurasi Sistem

Nilai <i>Brightness</i>	Akurasi Sistem
-50	69,2308%
0	76,9231%
50	61,5385%
100	69,2308%
200	69,2308%

Dengan melihat hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa pada penelitian ini nilai *brightness* yang akan digunakan dengan akurasi tertinggi yaitu 0 dengan nilai akurasi sebesar 76,9231%.

Tabel 4.4 Pengujian Nilai Radius '*Disk*' Terhadap Akurasi Sistem

Nilai Radius	Tingkat Akurasi Sistem
1	61,5385%
2	69,2308%
3	76,9231%
4	76,9231%
5	76,9231%

Jadi dengan hasil tersebut akurasi tertinggi dengan nilai akurasi 76,9231% dihasilkan ketika menggunakan nilai radius '*disk*' 3, 4, atau 5.

Tabel 4.5 Pengujian Histogram *Equalization* Terhadap Akurasi Sistem

	Akurasi Sistem
Dengan Citra Histogram <i>Equalization</i>	69,2308%
Tanpa Citra Histogram <i>Equalization</i>	76,9231%

Jadi dengan hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa akurasi terbaik didapatkan ketika sistem tidak menggunakan histogram *equalization* dengan nilai akurasi sebesar 76,9231%.

Tabel 4.6 Pengujian Jarak Piksel Tetangga Terhadap Akurasi Sistem

Jarak Piksel	Akurasi Sistem
--------------	----------------

[0 1; -1 1; -1 0; -1 -1]	46,1538%
[0 2; -2 2; -2 0; -2 -2]	76,9231%
[0 3; -3 3; -3 0; -3 -3]	46,1538%
[0 4; -4 4; -4 0; -4 -4]	30,7692%

Dengan melihat hasil tersebut dapat disimpulkan jarak piksel dengan akurasi tertinggi yaitu 2 yang menghasilkan keakuratan sistem sebesar 76,9231%.

Tabel 4.7 Pengujian Parameter-Parameter GLCM

Parameter GLCM	Akurasi Sistem
<i>Contrast</i>	53,8462%
<i>Correlation</i>	38,4615%
<i>Homogeneity</i>	46,1538%
<i>Energy</i>	46,1538%
<i>Contrast dan Correlation</i>	53,8462%
<i>Contrast dan Homogeneity</i>	61,5385%
<i>Contrast dan Energy</i>	76,9231%
<i>Correlation dan Homogeneity</i>	53,8462%
<i>Correlation dan Energy</i>	53,8462%
<i>Homogeneity dan Energy</i>	46,1538%
<i>Contrast, Correlation, Homogeneity</i>	61,5385%
<i>Contrast, Correlation, Energy</i>	76,9231%
<i>Contrast, Homogeneity, Energy</i>	76,9231%
<i>Correlation, Homogeneity, Energy</i>	61,5385%
<i>Contrast, Correlation, Homogeneity, Energy</i>	76,9231%

Jadi dengan hasil pengujian tersebut kombinasi yang menghasilkan tingkat keakuratan sistem paling baik adalah kombinasi (*Contrast dan Energy*), (*Contrast, Correlation, Energy*), (*Contrast, Homogeneity, Energy*), dan (*Contrast, Correlation, Homogeneity, Energy*) yang menghasilkan akurasi sistem sebesar 76,9231%.

Tabel 4.8 Pengujian Nilai K Pada Metode K-NN

Nilai K	Akurasi Sistem
1	76,9231%
3	61,5385%
5	76,9231%
7	76,9231%

Dari tabel 4.8 diatas dapat dilihat pengaruh nilai k pada metode K-NN terhadap akurasi sistem, sistem paling akurat dihasilkan saat nilai k =1, k = 5, dan k = 7 dengan tingkat akurasi 76,9231%.

5. KESIMPULAN

Dari hasil analisis dan pengujian simulasi yang sudah dilakukan pada tugas akhir ini, dihasilkan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Pada penelitian tugas akhir ini bahwa dengan melihat intensitas warna putih pada hasil scan x-ray dapat diketahui kepadatan tulangnya.
2. Nilai *threshold grayscale ke black & white* yang baik digunakan dalam sistem ini adalah 75, karena menghasilkan akurasi terbesar yaitu 76,9231%.
3. Nilai *threshold bwareaopen* yang baik digunakan untuk sistem ini adalah 100 yang menghasilkan akurasi sebesar 76,9231%.
4. Untuk intensitas cahaya yang sebaiknya digunakan dalam sistem ini adalah dengan tidak ditambahkannya atau dikurangi nilai *brightness* atau sama dengan 0 yang akan menghasilkan akurasi sistem sebesar 76,9231%.

5. Lalu untuk nilai radius 'disk' yang baik digunakan dalam sistem ini terdapat 3 nilai yang menghasilkan keakuratan sistem paling tinggi yaitu 3, 4, atau 5 yang menghasilkan tingkat akurasi sistem sebesar 76,9231%.
6. Dari hasil pengujian dan analisis dapat disimpulkan bahwa sebaiknya histogram *Equalization* tidak digunakan di dalam sistem ini.
7. Jarak piksel tetangga dengan piksel *of interest* yang baik digunakan dalam sistem ini yaitu 2 dengan nilai akurasi sebesar 76,9231%.
8. Dari hasil analisis dan pengujian menggunakan berbagai variasi parameter GLCM yang digunakan, sistem paling akurat dihasilkan ketika menggunakan parameter (*Contrast dan Energy*), (*Contrast, Correlation, Energy*), (*Contrast, Homogeneity, Energy*), atau (*Contrast, Correlation, Homogeneity, Energy*) yang akan menghasilkan tingkat keakuratan sistem sebesar 76,9231%.
9. Nilai k pada metode k-nn yang sebaiknya digunakan dalam sistem ini adalah 1, 5, atau 7 yang menghasilkan akurasi terbaik yaitu sebesar 76,9231%.
10. Dilihat dari analisis dan pengujian-pengujian yang sudah dilakukan pada tugas akhir ini, akurasi tertinggi yang didapatkan dari sistem ini yaitu 76,9231%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Jung Sub Lim, M.D. Pediatric Dual-Energy X-ray Absorptiometry: Interpretation and Clinical and Research Application, 2010.
- [2] Gulseren Kayalar, Alev Cevikol, Gunes Yavuzer, Yavuz Sanisoglu, Aytul Cakci, and Tansu Arasil. The Value of Calcaneal Bone Mass Measurement Using a Dual X-Ray Laser Calscan Device in Risk Screening For Osteoporosis, 2009.
- [3] Benedictus Yoga Budi Putranto, Widi Hapsari, Katon Wijana. Segmentasi Warna Citra Dengan Deteksi Warna HSV untuk Mendeteksi Objek, Jurnal Informatika Volume 6 Nomor 2, November 2010.
- [4] Giannakopoulos, T. Matlab Color Detection Software, Department of Informatics and Telecommunications, University of Athens, Greece, 2008.
- [5] Markus P Sihombing, Unang Sunarya, Ratri Dwi Atmaja. Deteksi Penyakit Tulang Osteopenia dan Osteoporosis Menggunakan Metode *Threshold* Otsu.
- [6] Putra, Darma. 2010. Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: Penerbit Andi.
- [7] RD. Kusumanto, Alan Novi Tomponu, Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB, 2011.
- [8] Santoso B, 1990. Simulasi Sistem Tomodensitometri Medis, Skripsi S-1, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- [9] Jaka Putra, April 2014. Implementasi Histogram Equalization Untuk Perbaikan Noise Pada Citra Digital, Volume: VI, Nomor: 2.
- [10] Muhtadan, Djiwo Harsono. Pengembangan Aplikasi Untuk Perbaikan Citra Digital Film Radiografi, Seminar Nasional IV SDM Teknologi Nuklir Yogyakarta, 25-26 Agustus 2008.
- [11] Isturom Arif, I Ketut Eddy Purnama, Moch Hariadi. Identifikasi Obyek Pisau Pada Citra X-Ray Di Bandara, Semarang, 23 Juni 2012.
- [12] Nurhasanah, Joko Sampurno. Penentuan Densitas Citra X Ray Tulang Tangan Dengan Metode Fraktal Berbasis Analisis Fourier. Prosiding Semirata 2015 bidang MIPA BKS-PTN Barat Universitas Tanjungpura Pontianak Hal 311 – 318.
- [13] Kementerian Kesehatan RI Pusat Data dan Informasi. Data dan Kondisi Penyakit Osteoporosis di Indonesia. <http://www.depkes.go.id/resources/download/pusdatin/infodatin/infodatin-osteoporosis.pdf>.
- [14] Tarigan, Tiganmita Andriani. Gambaran Densitas Tulang Pada Pegawai Balai Riset Standardisasi Industri Medan Tahun 2010, 9 Maret 2012.
- [15] Arini, Feri Fahrianto, Andre Agusta, Asep Taufik Muharam. Pendeteksian Posisi Plat Nomor Mobil Menggunakan Metode Morfologi Dengan Operasi Dilasi, Filling Holes, dan Opening, Jurnal Teknik Informatika Vol.8 NO.1 APRIL 2015.
- [16] Zuly Budiarto. Identifikasi Macam Tutul Dengan Metode *Grey Level Coocurrence Matrix* (GLCM). Fakultas teknologi Informasi, Universitas Stikubank Semarang.
- [17] Jodi Irjaya Kartika¹, Edy Santoso², Sutrisno³. Penentuan Siswa Berprestasi Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Weighted Product (Studi Kasus : SMP Negeri 3 Mejayana), Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya. Vol. 1, No. 5, Mei 2017, hlm. 352-360.
- [18] Maharani Tri Hastuti, Agus Wahyu Widodo, Candra Dewi, Identifikasi Kondisi Kesehatan Ayam Petelur Berdasarkan Ciri Warna HSV Dan *Gray Level Coocurrence Matrix* (GLCM) Pada Citra Jengger Dengan Klasifikasi *K-Nearest Neighbour*, Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya.