

# Penentuan Kondisi Tulang Femur Menggunakan Analisis Tekstur Pada Citra Digital

## *Determining of Femur Condition Using texture Analysis On Digital Image*

Sri Wahyuni

Fakultas sains dan Teknologi UIN Ar-raniry

**Abstract:** Skeleton (bones) is an important structure that can't be separated from the human body . however there are several causes that can lead to abnormalities in the bone which then interfere with the effectiveness of the bone. In this case a broken bone (fracture) and calcification of bones (osteoporosis) are 2 conditions that are very often found. In this project will be tested on digital image processing method with texture analysis in the determination of the femur bone. In general, femoral bone condition recognition system consists of two major parts, there are feature extraction and classification. In this case, feature extraction using texture analysis which calculates statistical values based image's histogram and K nearest neighbor (kNN) as classification method . K-NN is an object recognition method based on the calculation of distance closest to the learning data. For the condition of fracture morphology feature extraction operations that may indicate a discontinuity which would be indication on the condition of femur fracture. The results of testing and simulation analysis shows that testing systems separately have a value higher accuracy than the tests simultaneously. For testing of osteoporosis have the highest accuracy value that is 90%. Improved methods of pre-processing stage is expected to increase the value of accuracy is obtained as well as the addition amount of data used.

Keywords: fracture, osteoporosis, texture analysis, kNN

### 1. Pendahuluan

Penelitian dan pengembangan aplikasi dengan berbagai metode dalam *medical imaging* telah berkembang sangat luas. Salah satu penelitian dalam *medical imaging* adalah identifikasi dan klasifikasi pada citra sinar-x tulang yang mampu mengenali kondisi tulang. Semua organ, daging, darah, otot, dan lainnya yang terkandung dalam tubuh memiliki kestabilan dan kekuatan tertentu karena tulang. Tulang paha atau femur adalah bagian tubuh terbesar dan tulang terkuat pada tubuh manusia. Tulang Femur menghubungkan tubuh bagian pinggul dan lutut. Terdapat beberapa penyebab yang dapat mengakibatkan kelainan-kelainan pada tulang

yang kemudian mengganggu efektifitas fungsi tulang. Adapun penyebab-penyebabnya antara lain kecelakaan, kekurangan zat-zat yang dibutuhkan tulang seperti kalsium. Dalam hal ini fraktur dan osteoporosis merupakan beberapa kondisi yang akan dikenali dari tulang femur, dimana fraktur merupakan terputusnya keutuhan tulang dan osteoporosis adalah kondisi tulang yang memiliki massa rendah, sehingga mengakibatkan pengapuran/kerapuhan tulang.

Hasil foto sinar-X struktur tulang terlihat sebagai pola tertentu. Penggunaan perubahan struktur tulang untuk diagnosis penyakit atau kelainan pertama kali diusulkan pada tahun 1960an menggunakan foto sinar-X femur proksimal. Teknik pengolahan citra tampak menjanjikan sebagai metodologi yang dapat membantu mengatasi keterbatasan pemeringkatan oleh pengamat. Teknik pengolahan citra yang cocok adalah analisis tekstur. Analisis tekstur menghitung ciri dari pola struktur tulang yang terekam pada foto sinar-X femur menggunakan ekstraksi ciri.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasi gambar berdasarkan fitur yang dimilikinya adalah *K-Nearest Neighbor*. Adapun kriteria yang diperhatikan dalam proses pengklasifikasian adalah berdasarkan citra gambar yang berbeda, *gray level*, intensitas, atau warnanya.

## **2. Metode Penelitian**

Pada pengolahan citra digital dibutuhkan terdapat beberapa pilihan metode yang dapat digunakan sesuai parameter yang diinginkan. Tekstur merupakan karakteristik intrinsik dari suatu citra yang terkait dengan tingkat kekasaran (*roughness*), granularitas (*granulation*), dan keteraturan (*regularity*) susunan struktural piksel. Aspek tekstural dari sebuah citra dapat dimanfaatkan sebagai dasar dari segmentasi, klasifikasi, maupun interpretasi citra. Analisis tekstur bekerja dengan mengamati pola ketetanggaan antar piksel dalam domain spasial lazim dimanfaatkan sebagai proses antara melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Dua persoalan yang sering dikaitkan dengan analisis tekstur adalah ekstraksi ciri dan segmentasi citra.

### **a. Ekstraksi Ciri**

Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan tahapan ekstraksi ciri, Ekstraksi ciri orde pertama merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama, antara lain yaitu :

1. *Mean* ( $\mu$ ) yaitu parameter yang menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra.
2. *Variance* yaitu parameter yang menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra.
3. *Skewness* yaitu parameter yang menunjukkan tingkat kemencengan relatif kurva histogram dari suatu citra.
4. *Kurtosis* yaitu parameter yang menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra.
5. *Entropy* ( $H$ ) yaitu parameter yang menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra.

## **b. Operasi morfologi**

Morfologi adalah satu cabang dari pengolahan citra yang sangat bermanfaat dalam analisis bentuk dalam citra. Terdapat beberapa operasi *mathematical morphology* yang banyak digunakan diantaranya deteksi tepi, dilasi dan erosi.

### **1. Deteksi Tepi**

Deteksi tepi berfungsi untuk mengidentifikasi garis batas (*boundary*) dari suatu objek yang terdapat pada citra. Tepian dapat dipandang sebagai lokasi piksel dimana terdapat nilai perbedaan intensitas citra secara ekstrem. Sebuah *edge detector* bekerja dengan cara mengidentifikasi dan menonjolkan lokasi-lokasi piksel yang memiliki karakteristik tersebut.

Pada citra digital  $f(x,y)$ , turunan berarah sepanjang tepian objek akan bernilai maksimum pada arah normal dari kontur tepian yang bersesuaian. Sifat ini dipergunakan sebagai dasar pemanfaatan operator gradien sebagai *edge detector*. Operator gradien dapat direpresentasikan oleh dua buah kernel konvolusi  $G_x$  dan  $G_y$ , yang masing-masing mendefinisikan operasi penghitungan gradien dalam arah sumbu  $x$  dan sumbu  $y$  yang saling tegak lurus

## 2. Dilasi

Pada dasarnya dilasi mempunyai efek atau pengaruh memperbesar objek. Secara matematika misalkan A dan B adalah himpunan-himpunan piksel. Dilasi A oleh B dinotasikan dengan dan didefinisikan:

$$A \oplus B = \bigcup_{x \in B} A_x \quad (1)$$

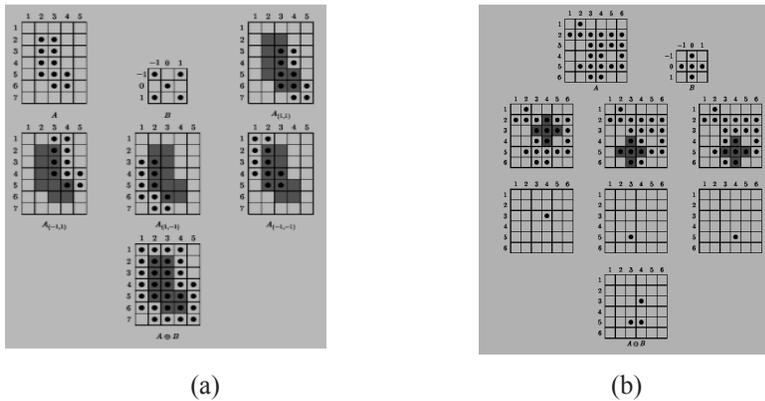
Sebagai contoh dilasi dapat dilakukan dengan menggantikan setiap titik  $(x, y)$  pada A dengan B (titik  $(0, 0)$  pada B diletakkan pada  $(x, y)$ ). Atau ekivalenya yaitu mengganti setiap titik  $(u, v)$  pada B dengan A. Dilasi juga dikenal dengan sebutan *Minkowski addition*. Untuk dilasi maka pada umumnya diasumsikan bahwa A adalah citra yang akan diolah dan B adalah suatu himpunan piksel. Himpunan piksel B sering disebut *structuring element* atau kernel.

## 3. Erosi

Jika diketahui himpunan A dan B, maka erosi A oleh B (dinotasikan  $A \ominus B$ ) didefinisikan sebagai :

$$A \ominus B = \{w: B_w \subseteq A\} \quad (2)$$

Sebagaimana pada dilasi, maka pada operasi erosi umumnya A diasumsikan sebagai citra yang akan diproses dan B adalah satu set (himpunan) piksel yang juga disebut *structuring element* atau kernel. Erosi juga sering dihubungkan dengan *Minkowski subtraction*.

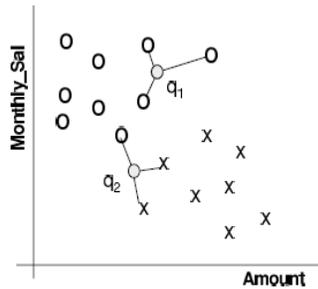


Gambar 1 (a). Ilustrasi Dilasi (b). Ilustrasi (rotasi)

### c. K - Nearest Neighbor

Algoritma *k-Nearest Neighbor (k-NN)* adalah metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu data. Pada data latih biasanya diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji kemudian akan digunakan algoritma ini untuk ditentukan kelasnya. *k-NN* disebut juga teknik *lazy learning* yang proses klasifikasinya langsung berdasarkan pada data – data latih.

Ide utama dari algoritma *k-NN* ditunjukkan pada Gambar 6 menunjukkan *3 – Nearest Neighbor* pada dua kelas masalah dalam ruang dua dimensi. Pada contoh ini keputusan untuk  $q_1$  sangat mudah karena semua dari ketiga tetangga terdekat adalah kelas O sehingga diklasifikasikan sebagai kelas O. Situasi dari  $q_2$  sedikit lebih rumit karena memiliki dua tetangga dari kelas X dan satu dari kelas O. masalah pada  $q_2$  dapat diatasi dengan voting mayoritas sederhana.



Gambar 2 : Klasifikasi 3 – *Nearest Neighbor*

Pada Gambar diatas, pada  $q_2$  penentuan kelas sangat mudah yaitu dengan *voting* mayoritas sederhana yaitu dengan membandingkan jumlah kelas X terdekat ada dua dan jumlah kelas O ada satu buah, jadi dapat diambil kesimpulan bahwa  $q_2$  adalah kelas X. Tetapi akan menjadi masalah bila misal k yang diambil ada 2 dengan perincian kelas terdekat masing – masing kelas X dan kelas O satu buah maka menggunakan *voting* mayoritas sederhana tidak bisa dilakukan.

Untuk mengatasi masalah tersebut maka akan menggunakan rumus aturan jarak. Pada K-NN terdapat beberapa aturan jarak yang dapat digunakan, yaitu :

- a. *Euclidean Distance*, dengan rumus :

$$L_2(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (X_i - Y_i)^2} \quad (3)$$

- b. *City block atau manhattan distance*, dengan rumus :

$$L_1(X, Y) = \sum_{i=1}^d |X_i - Y_i| \quad (3)$$

- c. *Cosine*, dengan rumus :

$$L_1(X, Y) = \sum_{i=1}^d |X_i - Y_i| \quad (5)$$

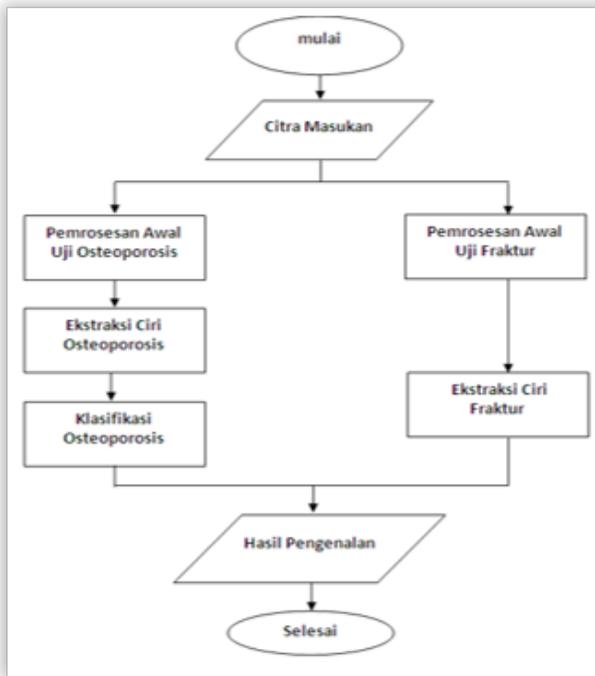
d. *Correlation*, dengan rumus :

$$s_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{jk} - \bar{x}_j)}{\left( \sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)^2 \sum_{k=1}^n (x_{jk} - \bar{x}_j)^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (6)$$

Dimana :

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{ik} \text{ dan } \bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{jk}$$

### 3. Perancangan Sistem



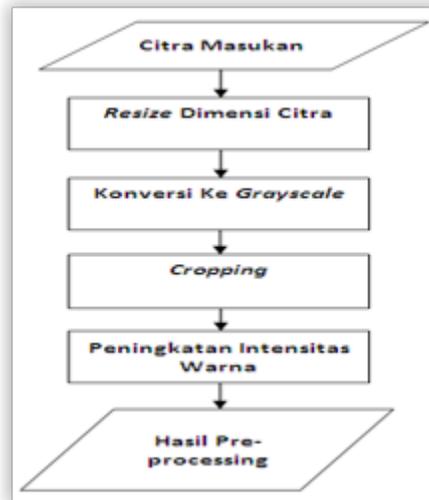
**Gambar 3** : Blok Perancangan Sistem

Pada perancangan sistem, data citra akan melewati tahapan *pre-processing* yang dilakukan untuk mempersiapkan citra tulang

untuk diproses dengan mengambil karakteristik atau ciri dari citra. Untuk dua jenis pengujian kondisi tulang femur, maka pemrosesan awal yang dibutuhkan juga berbeda sesuai kebutuhan masing-masing uji.

#### a. *Pre-processing* Uji Osteoporosis

Adapun tahapan pada *pre-processing* pengujian osteoporosis seperti gambar dibawah ini :

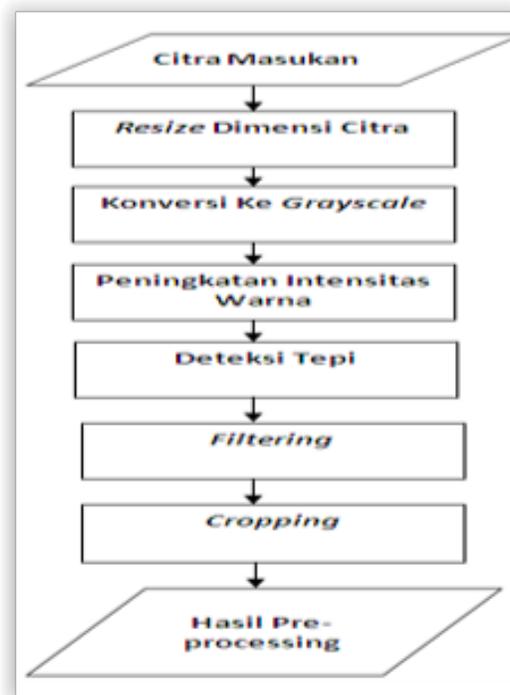


**Gambar 4 :** *Pre-processing* uji osteoporosis

Tahapan pertama adalah *resize* dimensi citra masukan. Pengubahan untuk penyamaan dimensi citra dilakukan agar mempermudah pada proses penentuan nilai batas yang akan menjadi ukuran pada tahap pemotongan, dalam hal ini dimensi citra yang digunakan adalah 350x180. Citra yang telah berdimensi sama berikutnya diubah menjadi *grayscale*. Citra *grayscale* adalah gambar yang memiliki nilai tunggal dalam setiap pixelnya dimana nilai ini mencerminkan intensitas dari suatu gambar. Pada citra ini tidak ada lagi warna, yang ada adalah derajat keabuan. Selanjutnya citra dapat dilakukan pemotongan. Proses ini membuang bagian yang tidak penting dan tidak dibutuhkan yang terdapat pada citra. Pemotongan citra akan disesuaikan dengan bagian citra yang dibutuhkan dalam analisis ciri, dilakukan untuk meningkatkan

efektifitas dan estimasi waktu yang dibutuhkan sistem. Selanjutnya pada akhir tahapan pre-processing adalah peningkatan kualitas citra. Mengatur atau menyesuaikan nilai intensitas pada citra juga dilakukan untuk memperoleh kualitas warna citra yang lebih baik sehingga pada tahapan selanjutnya dapat lebih mudah mendapatkan ciri yang dibutuhkan.

### b. 3.2 Pre-processing Uji Fraktur



**Gambar 5 :** *Pre-processing* uji fraktur

Perbedaan data ciri yang diharapkan menuntut adanya perbedaan tahapan pada pre-processing pengujian fraktur, citra masukan seperti halnya pada pengujian osteoporosis akan melalui tahapan resize dan grayscale selanjutnya peningkatan intensitas warna. Langkah persiapan untuk mendapatkan ciri berikutnya adalah mendeteksi tepi pada citra. Deteksi tepi merupakan salah satu metode yang dilakukan untuk memudahkan pendeteksian tepi citra yang diinginkan. Pada akhir bagian pre-processing akan

dilakukan *Filtering* citra yang merupakan salah satu bagian dari perbaikan kualitas citra, yaitu menghaluskan dan menghilangkan *noise* yang ada pada citra.

### c. Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri pada citra akan dilakukan dengan analisis tekstur. Tahap pengenalan ciri pada uji fraktur dilakukan dengan menganalisis tepi pada citra tulang sehingga akan terlihat suatu keteraturan atau adanya diskontinuitas pada tepi tulang. Sedangkan pada uji osteoporosis penentuan ciri terlebih dahulu ditentukan dengan menghitung nilai orde statistik pada bagian citra yang mengandung informasi ciri yang paling penting, dalam hal ini bagian yang dianalisis adalah ujung atas femur yang lazim menjadi daerah terserang osteoporosis.. Adapun parameter dari ciri orde satu yang akan digunakan untuk proses klasifikasi, yaitu :

$$Mean(\mu) = \sum_n f_n p(f_n) \quad (7)$$

$$Var(\sigma^2) = \sum_n (f_n - \mu)^2 p(f_n) \quad (8)$$

$$Skew(\alpha_3) = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (f_n - \mu)^3 p(f_n) \quad (9)$$

$$Kurt(\alpha_4) = \frac{1}{\sigma^4} \sum_n (f_n - \mu)^4 p(f_n) - 3 \quad (10)$$

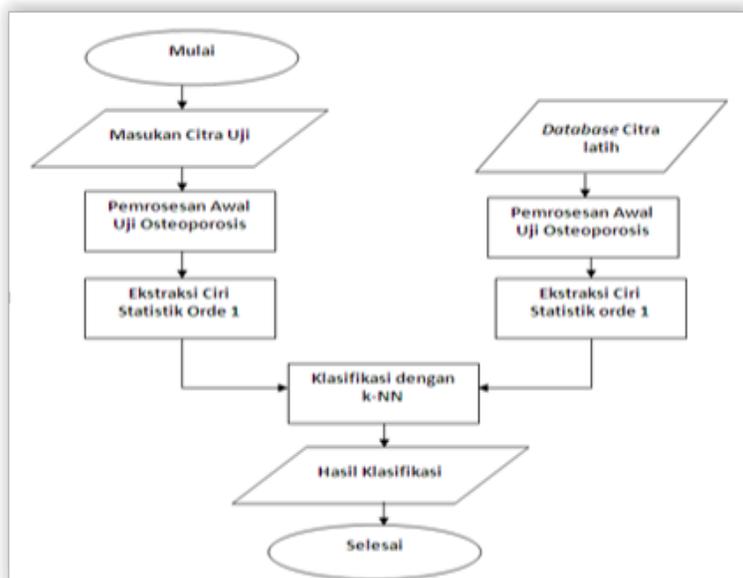
$$Ent(H) = -\sum_n p(f_n) \cdot \log p(f_n) \quad (11)$$

dimana :  $f_n$  : Intensitas keabuan n,  
 $p(f_n)$  : Nilai histogram dari intensitas keabuan n.

### d. Klasifikasi

Tahapan terakhir setelah citra dikenali pada tahap ekstraksi ciri adalah pengklasifikasian citra pada kelainan tulang berdasarkan ciri yang telah terdeteksi. Tahap klasifikasi ini hanya digunakan pada uji osteoporosis dikarenakan pada uji fraktur hasil ciri yang diperoleh telah dapat terklasifikasi secara langsung dengan menentukan *threshold* jarak tertentu sehingga tidak diperlukan

suatu metode klasifikasi lainnya. Pada tahap klasifikasi uji osteoporosis menggunakan metode osteoporosis



Gambar 6 : Proses klasifikasi uji osteoporosis

#### 4. Hasil Dan Analisis Simulasi

##### a. Pengujian Osteoporosis

Pada proses ekstraksi ciri dilakukan pada citra setelah melewati tahapan pre-processing yaitu dengan menghitung nilai statistik orde 1 dan statistik orde 2. Hasil perbandingan seperti terlihat pada grafik dibawah ini:



Gambar 7 : Grafik hasil ciri statistik

Berdasarkan ciri yang diperoleh, nilai ciri statistik orde 1 seperti *variance* dapat menjadi ciri yang digunakan dalam mengenali tekstur osteoporosis. Bagian citra yang diamati pengapuran atau kepadatan tulangnya akan menunjukkan nilai *variance* yang rendah bagi tekstur tulang yang terdeteksi osteoporosis. Adapun salah satu faktor yang menyebabkan adanya citra osteoporosis yang memiliki nilai *variance* yang tinggi adalah kesalahan pada proses pemotongan citra sehingga mengambil bagian yang kurang tepat. Hal ini bisa terjadi karena posisi dan arah pengambilan citra yang tidak sama (berbeda-beda). Pada data tugas akhir ini ukuran pemotongan telah disesuaikan dengan batas-batas yang tepat dengan data secara umum dimana bertujuan untuk mendapatkan nilai akurasi (kebenaran) yang tinggi sehingga dapat digunakan pada aplikasi selanjutnya

Pada tahap klasifikasi pengenalan kondisi osteoporosis tulang femur ini akan menggunakan metode *k nearest neighbor* (k-NN), dimana nilai ekstraksi ciri yang diperoleh akan menjadi vector masukan pada klasifikasi.

**Tabel 1** : Perbandingan nilai K dan aturan jarak pada orde 1

nilai k	parameter statistik orde 1							
	euclidean		cityblock		cosine		correlation	
	benar	salah	benar	salah	benar	salah	benar	salah
1	39	6	39	6	38	7	38	7
3	38	7	38	7	38	7	38	7
5	38	7	38	7	38	7	38	7

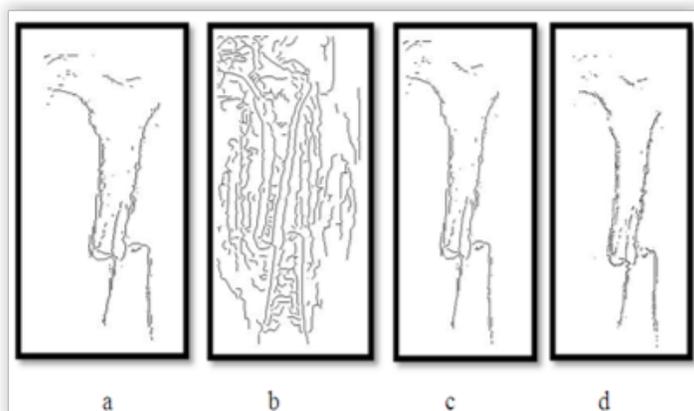
**Tabel 2** : Perbandingan nilai K dan aturan jarak pada orde 2

nilai k	parameter statistik orde 2							
	euclidean		cityblock		cosine		Correlation	
	benar	salah	benar	salah	benar	salah	benar	Salah
1	39	6	39	6	27	18	27	18
3	38	7	38	7	33	12	33	12
5	38	7	38	7	32	13	32	13

Bedasarkan hasil percobaan menunjukkan bahwa pemilihan nilai  $K=1$  pada aturan jarak *Euclidean* dan *cityblock* berhasil mengklasifikasi dengan baik dilihat dari jumlah benar yang paling tinggi. Semakin tinggi nilai  $K$  maka tingkat akurasi sistem akan semakin rendah. Hal ini disebabkan karena untuk jumlah citra yang sama, semakin tinggi pemilihan parameter  $K$  maka kemiripan data yang muncul akan lebih sedikit dibandingkan dengan jika nilai parameter  $K$  kecil maka kemunculan citra yang mirip akan semakin banyak. Pada tugas akhir ini nilai  $K$  yang dipilih adalah  $K=1$ . Nilai ini dipilih karena untuk  $K=1$  memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi.

### b. Pengujian Fraktur

Pada tahap pemrosesan awal uji fraktur sama halnya dengan uji osteoporosis, *resizing* dimensi citra kemudian konversi ke *grayscale*. Selanjutnya citra akan ditingkatkan intensitasnya sehingga mempermudah pada tahap deteksi tepi. Pada tahap deteksi tepi dilakukan pengujian menggunakan beberapa operator, adapun hasil perbandingannya adalah seperti gambar dibawah ini:



**Gambar 8** : perbandingan operator deteksi tepi a.Sobel; b. Canny; c. Prewitt; d. Robert

Perbedaan intensitas citra sangat mempengaruhi hasil deteksi tepi, begitu pula pemilihan operator deteksi tepi yang digunakan. Deteksi tepi menggunakan operator *canny* dengan *threshold*

tertentu sangat bagus hanya untuk beberapa citra, oleh karena itu untuk penggunaan yang lebih umum, deteksi tepi dengan sobel lebih baik dibandingkan dengan operator lainnya, dimana pada proses-proses selanjutnya akan dilanjutkan dengan tahap pemfilteran yang pada akhirnya mendapatkan hasil yang baik untuk pengambilan ciri. Pada tahap selanjutnya adalah filtering dimana citra setelah dideteksi tepi akan diperbaiki dalam beberapa tahap agar mendapatkan citra dengan noise kecil. Selanjutnya adalah tahap pemotongan citra yang dilakukan untuk membuang daerah yang dianggap tidak penting. Dalam hal ini bagian citra fraktur yang akan dipotong adalah sisi kanan dan kiri serta atas dan bawah dimana daerah tersebut tidak mengandung nilai piksel 1 (putih).

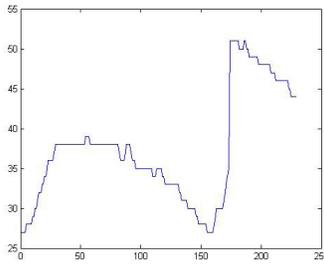


**Gambar 9:** Citra hasil *cropping*

Pada tahap ekstraksi ciri, pengujian fraktur tidak menggunakan nilai ciri statistik sebagaimana pengujian osteoporosis. Ciri yang akan diambil dari citra untuk mengenali fraktur pada tulang adalah kontinuitas dari tepi tulang. Oleh karena itu akan dilakukan pengurutan (*scanning*) pada setiap baris. Untuk kondisi patah akan terdapat perubahan jarak pada piksel tepi yang diamati, perubahan jarak dengan *threshold* atau batas 14 kemudian menjadi informasi akan diskontinuitas dari tepi tulang tersebut.

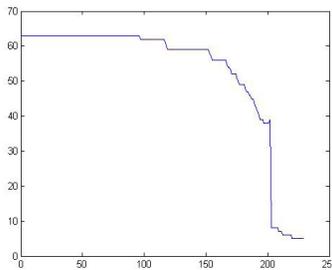


**Gambar 10 :** Ilustrasi penghitungan jarak tepi tulang



**Gambar 11** : Grafik jarak tepi tulang fraktur

Dari grafik di atas terlihat bahwa adanya diskontinuitas pada gambar tulang yang diamati. Program akan mengenali kondisi dengan menghitung jarak  $n$  dan  $n-1$  lebih besar dari 14 (*threshold*) yang akan menunjukkan diskontinuitas. Adapun contoh grafik untuk kondisi tulang tidak fraktur adalah sebagai berikut :



**Gambar 11** : Grafik jarak tepi tulang tidak fraktur

Adapun tingkat akurasi yang diperoleh dari kedua jenis pengenalan secara bersamaan adalah 71,11 % sedangkan untuk masing-masing pengujian terpisah diperoleh 90 % pada pengujian osteoporosis dan 83,33 % pada pengujian fraktur. Setiap tahapan pada proses pengenalan sangat mempengaruhi hasil akurasi yang diperoleh, untuk kasus pengujian osteoporosis, beberapa kesalahan terjadi pada proses *pre-processing*, dimana daerah yang dipotong kurang tepat. Hal ini bisa diakibatkan oleh bentuk citra itu sendiri, perbedaan-perbedaan seperti itu bisa dikarenakan oleh objek dan arah pengambilan gambar foto rontgen. Sulitnya mendapatkan citra

yang sama baik bentuk ataupun ukuran menjadi salah satu hambatan dalam perancangan simulasi penentuan kondisi tulang femur ini, namun berdasarkan nilai akurasi yang didapatkan menunjukkan program pengenalan kondisi tulang femur menggunakan analisis tekstur pada citra digital dapat dikembangkan. Nilai akurasi dapat ditingkatkan dengan menambah atau mengganti metode-metode yang telah digunakan serta menggunakan jumlah data latih yang lebih banyak.

## 5. Kesimpulan

Dari hasil analisis pengujian yang dilakukan pada sistem pengenalan kondisi tulang femur menggunakan analisis tekstur maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Sistem pengenalan kondisi fraktur dan osteoporosis pada tulang femur dapat dilakukan dengan *pre-processing*, ekstraksi ciri dan klasifikasi.
2. Pengujian osteoporosis memiliki nilai akurasi tertinggi yaitu 90,00 % pada perhitungan ciri statistik orde 1 dengan nilai  $k=1$  dan aturan jarak *euclidean*.
3. Pengujian fraktur memiliki nilai akurasi tertinggi yaitu 83,33 % pada pengenalan ciri diskontinuitas dengan *threshold* 14.
4. Sistem pengenalan kondisi fraktur dan osteoporosis dapat dilakukan secara bersamaan dengan hasil akurasi yang diperoleh sebesar 71,11 %
5. Kelebihan tahapan pengklasifikasian secara terpisah adalah didapatkannya nilai akurasi yang lebih tinggi pada masing-masing pengujian sedangkan kelemahannya cara ini dianggap kurang efisien karena menghabiskan waktu untuk pemilihan jenis pengujian. Sedangkan program pengenalan secara bersamaan lebih efisien karena pengenalan dilakukan secara bersamaan tanpa pemilihan jenis terlebih dahulu, sedangkan kelemahannya nilai akurasi yang didapatkan lebih rendah dibandingkan pengujian terpisah.

Penelitian lebih lanjut diharapkan dapat memperbaiki kekurangan yang ada dan diharapkan dapat mengembangkan yang apa yang telah dilakukan pada penelitian ini, seperti dengan

pemilihan tahapan yang lebih tepat baik disisi persiapan citra, ekstraksi maupun klasifikasi.

## Daftar Pustaka

- [1.] Boykov, Y.Y. and Jolly, M.P. 2001. Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in N-D images. In Proc. ICCV, volume 2, pages 105-11
- [2.] Bremner D, Demaine E, Erickson J, Iacono J, Langerman S, Morin P, Toussaint G, Outputsensitive algorithms for computing nearestneighbor decision boundaries, *Discrete and Computational Geometry*, 2005, pp. 593–604
- [3.] C. H. Chen, L. F. Pau, 1998. *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition)*, : World Scientific Publishing Co.
- [4.] Cover, T., Hart, P. , Nearest-neighbor pattern classification, *Information Theory*, IEEE Transactions on, Jan. 1967, pp. 21-2
- [5.] Gonzales, R. C., Woods, R. E., and Eddins, S. L. 2008. *Digital Image Processing Using MATLAB*. Third edition
- [6.] Hapsari, ruri anindita. 2009. *Penentuan Stadium (staging) Kanker Payudara Berdasarkan TNM (Tumor Size, Node, Metastasis), dengan Menggunakan Metode Region Growing*. Institut Teknologi Telkom. Bandung
- [7.] Lowe, David G, Object recognition from local scale-invariant features, *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*. Vol. 2. 1999, pp. 1150–1157
- [8.] Susilawati, ST, M.Eng, Indah. 2009. *Teknik Pengolahan Citra mathematical morphology*. Universitas MercuBuana. Yogyakarta
- [9.] Wulandari, ayu. 2006. *Pengolahan Citra untuk Membantu Diagnosis Tumor Tulang*. Institut Teknologi Bandung. Bandung