

TESIS-C12541

**PEMBANGKITAN RANDOM GRAPH DENGAN
METODE ERDOS ROYI k -NN PADA *DENTAL
PANORAMIC RADIOGRAPHS* UNTUK
MEMBANTU DETEKSI OSTEOPOROSIS**

Zainal Abidin
5106.201.004

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom.
Prof. Dr. drg. Arifzan Razak, M.Sc, Sp.Pros(K)

PROGRAM STUDI MAGISTER
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2008

**PEMBANGKITAN RANDOM GRAPH DENGAN METODE
ERDOS ROYI k -NN PADA *DENTAL PANORAMIC
RADIOGRAPHS* UNTUK MEMBANTU DETEKSI
OSTEOPOROSIS**


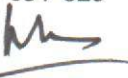
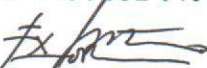
Tesis disusun untuk memenuhi salah satu persyaratan
Memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

Zainal Abidin
Nrp. 5106 201 004

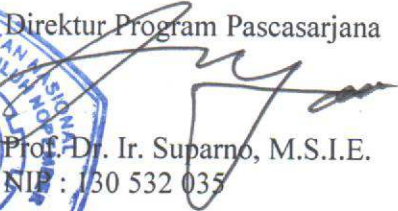
Tanggal Ujian : 20 Agustus 2008
Periode Wisuda :

Disetujui oleh :

- 
1. Dr. Agus Zainal Arffin, S.Kom, M.Kom (Pembimbing I)
NIP : 132 137 825
- 
2. Prof. Dr. drg. Arifzan Razak, M.Sc, Sp.Pros(K) (Pembimbing II)
NIP : 130 238 902
- 
3. Prof. Ir. Handayani T., M.Sc, Ph.D (Penguji)
NIP : 130 332 048
- 
4. Ir. F.X. Arunanto, M.Sc. (Penguji)
NIP : 131 285 253
- 
3. Dr. Ir. Joko Lianto, M.Sc. (Penguji)
NIP : 131 996 151



Direktur Program Pascasarjana


Prof. Dr. Ir. Suparno, M.S.I.E.
NIP : 130 532 035

PEMBANGKITAN *RANDOM GRAPH* DENGAN METODE ERDOS ROYI *k*-NN PADA *DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPHS* UNTUK MEMBANTU DETEKSI OSTEOPOROSIS

Nama Mahasiswa : Zainal Abidin
NRP : 5106201004
Pembimbing : 1. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom
2. Prof. Dr. drg. Arifzan Razak, M.Sc, Sp.Pros(K)

ABSTRAK

Osteoporosis adalah penyakit tulang dengan masa penyusun tulang rendah dan rusak pada microarsitektur tulang yang menyebabkan tulang retak atau rapuh. Mengukur BMD untuk mendeteksi osteoporosis. Beberapa teknik dikembangkan untuk deteksi dini osteoporosis. Tanda-tanda di mulut pada *dental panoramic radiographs* adalah teknik alternatif untuk mendeteksi osteoporosis.

Dalam penelitian ini, mengukur kerapatan *trabeculae* tulang *mandibula* menggunakan *graph*. *Graph* dibangun dari *trabeculae* tulang *mandibula* pada *dental panoramic radiographs*. Citra *trabeculae* tulang *mandibula* diubah ke bentuk hitam putih. Satu piksel putih dari citra hitam putih mewakili sebagai satu unit *trabeculae*. Satu *trabeculae* dianggap sebagai satu simpul terasing. setiap simpul terasing dihubungkan dengan simpul lain dengan *random graph* metode erdos dan royi yang diintegrasikan dengan *k*-NN. Integrasi *k*-NN dalam *random graph* metode erdos dan royi digunakan untuk mengurangi waktu yang diperlukan untuk membangun *graph*.

Karakter *graph* digunakan untuk mengukur kerapatan adalah *degree* dan *cluster coefficient*. Kedua karakter digunakan untuk membuat ruang keistimewaan. Karakter di ruang keistimewaan dapat digunakan untuk membedakan simpul-simpul di area jarang dan padat. Indikasi awal dari osteoporosis adalah rasio simpul-simpul di area padat lebih besar dari pada rasio data-data di area renggang. Kami memperoleh akurasi 44%, sensitivitas 84%, dan spesifisitas 30,67%.

Kata kunci : *random graph*, analisa *graph*, osteoporosis, *trabeculae*, *mandibula*

RANDOM GRAPH GENERATION BY ERDOS ROYI k -NN METHOD ON DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPHS FOR SUPPORTING DETECTION OF OSTEOPOROSIS

by : Zainal Abidin
Student Identity Number : 5106201004
Supervisor : 1. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom
2. Prof. Dr. Arifzan Razak, M.Sc, Sp.Prof(K)

ABSTRACT

Osteoporosis is bone disease by micro architectures bone disorder and low bone mass density; it can lead bone fragility or fractures. BMD is standard to measure bone mass density. BMD can be used to osteoporosis detection. Several techniques have been developed to early detection of osteoporosis. Oral sign on dental panoramic radiographs is alternative technique to detection of osteoporosis.

This paper use graph's properties to measure of trabeculae density on mandibula bone. Trabeculae of mandibula bone on dental panoramic be use to generate graph. Trabeculae image on mandibula bone transform to binary image. Each white pixel on binary image presented as one unit of trabeculae. One unit trabeculae assumed as isolated node. Each isolated nodes connected to another nodes with random graph by erdos and royi k -NN method. Integration k -NN at random graph erdos and royi method to reduce of time consumption on graph generating.

Graph's properties used to density measurement are degree and cluster coefficient. Both of them are used to build feature space. Properties on feature space can be used to distinguish nodes on dense area and sparse area. Early indication of osteoporosis is ratio of nodes on dense area greater than ratio of nodes on sparse area. We achieved accuration of 44%, sensitivity of 84 % and specificity of 30.67%.

Key words: random graph, graph analysis, osteoporosis, trabeculae, mandibula

KATA PENGANTAR

Syukur alhamdulillah dipanjatkan kehadiran Allah SWT atas terselesainya tesis ini dengan baik. Tesis ini, membahas tentang deteksi terhadap tanda-tanda awal dari osteoporosis menggunakan karakter dari *random graph*. *Random graph* dibangkitkan dari citra *trabeculae* di tulang mandibula pada *dental panoramic radiographs*.

Terima kasih disampaikan kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian dan penulisan tesis ini. Rasa dan ungkapan terima kasih disampaikan kepada :

1. Bapak Dr. Zainal Agus Arifin, M.Kom, S.Kom sebagai dosen pembimbing I yang telah memberikan arahan dalam penelitian dan pengerjaan tesis.
2. Bapak Prof. Dr. drg. Arifzan Razak, M.Sc, Sp.Pros(K) sebagai dosen pembimbing II yang telah memberikan keilmuan dalam bidang medis dan arahan dalam penelitian ini.
3. Seluruh staff pengajar program studi pascasarjana jurusan teknik informatika yang telah memberikan keilmuan selama penulis menimba ilmu.
4. Seluruh karyawan program studi pascasarjana jurusan teknik informatika yang telah memberikan bantuan dan pelayanan administrasi dengan baik.
5. Istri, anakku, orang tua di blitar dan di madiun atas dukungan, semangat, dan kasih sayangnya.
6. Semua teman di UIN-Malang yang telah memberikan dukungan dan dorongan atas terselesaikannya tesis ini.
7. Teman-teman : Wiwin, Adi Heru, Idris, Teguh, Aldrien, Eko Heri, Faisal.

Harapan penulis semoga tesis ini dapat bermanfaat baik bagi pribadi penulis maupun kepada semua pihak yang membaca.

Surabaya, Agustus 2008

Penulis,

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
ABSTRAK	ii
ABSTRACT	iii
KATA PENGANTAR	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR GAMBAR	viii
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR ISTILAH.....	xiii
BAB 1 : PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian	5
1.4 Kontribusi	6
1.5 Batasan Masalah.....	6
BAB 2 : KAJIAN PUSTAKA.....	7
2.1 Dasar-dasar Graph.....	7
2.2 Karakter dari <i>Graph</i>	10
2.2.1 <i>Degree</i>	10
2.2.2 <i>Cluster coefficient</i>	12
2.3 <i>Random Graph</i>	13
2.4 Terapan <i>Graph</i> di Bidang Biologi.....	13
2.5 Terapan <i>Graph</i> di Bidang Sosial.....	15
2.6 Deteksi Osteoporosis dengan Citra X-Ray Panoramik Gigi.....	15
2.6.1 Tulang Manusia.....	16
2.6.2. Anatomi Tulang Rahang.....	17
2.6.3 Deteksi Osteoporosis Melalui Analisa Tulang <i>Trabeculae</i>	18
BAB 3 : METODE PENELITIAN	25
3.1 Random Graph Metode Erdos dan Royi.....	25
3.2 Metode Random Graph Erdos Royi dengan <i>k</i> -NN.....	27

3.2.1 Inisialisasi graph.....	27
3.2.2 Mencari k ketetangaan simpul.....	29
3.2.3 Pembangkitan <i>random graph</i>	30
3.2.4 Algoritma Random Graph Erdos dan Royi dengan k -NN	31
3.3 Metode Analisa Kerapatan <i>Trabeculae</i>	33
3.3.1 Penentuan Area Tulang Rahang untuk sample	33
3.3.2 Penentuan Objek	35
3.3.3 Pembangunan <i>graph</i>	37
3.3.4 Menentukan nilai karakter <i>graph</i>	40
3.3.5 Menganalisa karakter <i>graph</i>	41
BAB 4 IMPLEMENTASI PERANGKAT LUNAK	43
4.1 Random Graph Metode Erdos dan Royi.....	43
4.2 Random Graph Metode Erdos dan Royi dengan k -NN	44
4.3 Perangkat lunak untuk Uji Coba Erdos dan Royi dengan k -NN	45
4.4 Menghitung <i>Degree</i>	46
4.5 Menghitung <i>Cluster coefficient</i>	47
4.6 Bagian Utama untuk Memproses Bahan Uji Coba Citra <i>Trabeculae</i>	48
4.7 Penghitungan Rasio Kerapatan Tulang	49
4.8 Menampilkan <i>Graph</i> Secara Grafis.....	50
4.9 Pemrosesan Awal Citra <i>Trabeculae</i>	52
BAB 5 : UJI COBA DAN EVALUASI	53
5.1 Lingkungan Uji Coba	53
5.2 Bahan Uji Coba	53
5.2.1 Bahan Uji Coba Untuk Random Graph metode Erdos dan Royi k -NN	53
5.2.2 Bahan Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra Tiruan ..	55
5.2.3 Bahan Uji Coba Mengukur Kerapatan <i>Trabeculae</i>	56
5.2 Skenario Uji Coba	58
5.2.1 Skenario Uji Coba <i>Random Graph</i> Erdos dan Royi dengan k -NN	59

5.2.2 Skenario Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra Tiruan	59
5.2.3 Skenario Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra <i>Trabeculae</i>	59
5.3 Pelaksanaan dan Evaluasi Uji Coba	60
5.3.1 Uji Coba Random Graph Erdos dan Royi dengan k -NN.....	60
5.3.2 Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra Tiruan	64
5.3.3 Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra <i>Trabeculae</i>	76
BAB 6 : SIMPULAN DAN SARAN	93
5.1 Kesimpulan	93
5.2 Saran.....	93
DAFTAR PUSTAKA	95

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 : Resiko patah pinggul pada wanita umur 50 tahun berdasar BMD <i>femoral neck</i>	1
Gambar 1.2 : Perkiraan jumlah patah tulang pinggul	2
Gambar 2.1 : Graph dengan tuju simpul dan empat busur	7
Gambar 2.2 : Ilustrasi <i>k-ketetangaan</i> terdekat.....	8
Gambar 2.3 : (a) graph tak berarah, (b) graph berarah.	9
Gambar 2.4 : Graph dalam <i>adjacency</i> matriks	9
Gambar 2.5 : (a) Graph berbobot, (b) matrik dari graph berbobot.....	10
Gambar 2.6 : cluster coefficient pada graph dengan ukuran empat, <i>degree</i> tiga di simpul terarsir.	12
Gambar 2.7 : <i>Graph</i> dibangun dengan model Erdos dan Renyi, $N = 16$ dan $p = 1/7$	13
Gambar 2.8 : Struktur kerangka manusia dewasa.	16
Gambar 2.9 : Citra x-ray tulang rahang usia delapan belas tahun dan sketsa	17
Gambar 2.10 : Indek pada tulang mandibula (a) BQI, (b) MCI.....	19
Gambar 2.11 : Area penungkuran indek anatomi.....	19
Gambar 2.12 : Area yang digunakan untuk menentukan <i>relative densitometry</i> ..	21
Gambar 2.13 : Sampel ROI yang mengalami proses identifikasi	22
Gambar 2.14 : Area untuk pengukuran gejala pada mulut $CW = a$, $PMI = a/b$, M/M rasio = d/c	23
Gambar 2.15 : Citra hasil pemrosesan untuk analisa fraktal.....	24
Gambar 3.1 : algoritma <i>random graph</i> metode <i>erdos</i> dan <i>royi</i>	26
Gambar 3.2 : Diagram alir metode <i>random graph</i> <i>erdos</i> dan <i>royi</i> dengan <i>k-NN</i>	28
Gambar 3.3 : Ilustrasi pembuatan jendela	30
Gambar 3.4 : Algoritma <i>random graph</i> metode <i>erdos</i> dan <i>royi</i> dengan <i>k-NN</i>	31
Gambar 3.5 : Lanjutan dari algoritma <i>random graph</i> metode <i>erdos</i> dan <i>royi</i> dengan <i>k-NN</i>	32
Gambar 3.6 : Diagram alir metode penentuan osteoprosis	34

Gambar 3.7 : Citra panoramik gigi	35
Gambar 3.8 : Peningkatan kontras pada citra sampel	36
Gambar 3.9 : pemrosesan awal citra sampel	37
Gambar 3.10 : Citra tiruan <i>trabeculae</i>	38
Gambar 3.11 : Graph dari citra tiruan.....	39
Gambar 3.12 : Histogram <i>degree</i> dari citra tiruan.....	40
Gambar 3.13 : Histogram <i>cluster coefficient</i> dari <i>graph</i> citra tiruan.....	41
Gambar 3.14: Grafik ruang keistimewaan dari citra tiruan	41
Gambar 3.15: Ilustrasi garis batas area jarang dan padat di ruang keistimewaan	42
Gambar 4.1 : <i>Pseudocode Random graph</i> metode <i>erdos</i> dan <i>royi</i>	43
Gambar 4.2 : <i>Pseudocode Random graph</i> metode <i>erdos</i> dan <i>royi</i> dengan <i>k-NN</i>	44
Gambar 4.3 : Lanjutan dari <i>pseudocode Random graph</i> metode <i>erdos</i> dan <i>royi</i> dengan <i>k-NN</i>	45
Gambar 4.4 : <i>Pseudocode</i> untuk uji coba <i>erdos</i> dan <i>royi</i> dengan <i>k-NN</i>	46
Gambar 4.5 : <i>Pseudocode</i> untuk menghitung <i>degree</i>	47
Gambar 4.6: <i>Pseudocode</i> untuk perhitungan <i>cluster coefficient</i>	47
Gambar 4.7 : <i>Pseudocode</i> uji coba citra <i>trabeculae</i>	48
Gambar 4.8: Lanjutan <i>pseudocode</i> uji coba citra <i>trabeculae</i>	49
Gambar 4.9 : <i>Pseudocode</i> untuk kalkulasi rasio kerapatan <i>trabeculae</i>	49
Gambar 4.10 : Lanjutan <i>Pseudocode</i> kalkulasi rasio kerapatan <i>trabeculae</i>	50
Gambar 4.11 : <i>Pseudocode</i> untuk visualisasi data dari <i>random graph</i>	50
Gambar 4.12 : lanjutan <i>pseudocode</i> untuk visualisasi data dari <i>random graph</i> ..	51
Gambar 4.13 : lanjutan <i>pseudocode</i> untuk visualisasi data dari <i>random graph</i> ..	52
Gambar 4.14 : <i>Pseudocode</i> pemrosesan awal bagi citra <i>trabeculae</i>	52
Gambar 5.1 : Sebagian citra sampel yang telah dikotori dengan <i>salt and paper</i>	55
Gambar 5.2 : Citra tiruan dengan kerapatan tinggi	56
Gambar 5.3 : Citra tiruan dengan kerapatan rendah	56
Gambar 5.4 : Area tulang untuk pengukuran BMD	58

Gambar 5.5 : Grafik komputasi <i>random graph</i> Erdos Royi dan Erdos Royi dengan k -NN.	61
Gambar 5.6 : Contoh dari hasil uji coba <i>random graph</i> ,	63
Gambar 5.7 : Hasil tiap tahapan pada proses awal dari citra buatan	64
Gambar 5.8 : Graph hasil dari citra tiruan kepadatan tinggi dari citra 000.....	67
Gambar 5.9 : Graph hasil dari citra tiruan kepadatan tinggi dari citra 011.....	67
Gambar 5.10 : Graph hasil dari citra tiruan kepadatan tinggi dari citra 021.....	68
Gambar 5.11 : Graph hasil dari citra tiruan kepadatan rendah dari 033	68
Gambar 5.12 : Graph hasil dari citra tiruan kepadatan rendah dari 012.....	68
Gambar 5.13 : Graph hasil dari citra tiruan kepadatan rendah dari 022.....	69
Gambar 5.14 : histogram <i>cluster coefficient</i> dari citra tiruan dengan kepadatan tinggi dari 000.....	69
Gambar 5.15 : histogram <i>cluster coefficient</i> dari citra tiruan dengan kepadatan tinggi dari 011.....	70
Gambar 5.16 : histogram <i>cluster coefficient</i> dari citra tiruan dengan kepadatan tinggi dari 021.....	70
Gambar 5.17 : histogram <i>cluster coefficient</i> dari citra tiruan dengan kepadatan rendah dari 033	70
Gambar 5.18 : histogram <i>cluster coefficient</i> dari citra tiruan dengan kepadatan rendah dari 012	71
Gambar 5.19 : histogram <i>cluster coefficient</i> dari citra tiruan dengan kepadatan rendah dari 022	71
Gambar 5.20 : histogram <i>degree</i> dari citra tiruan kepadatan tinggi dari 000	72
Gambar 5.21 : histogram <i>degree</i> dari citra tiruan kepadatan tinggi dari 011	72
Gambar 5.22 : histogram <i>degree</i> dari citra tiruan kepadatan tinggi dari 021	72
Gambar 5.23 : histogram <i>degree</i> dari citra tiruan kepadatan rendah dari 033.....	73
Gambar 5.24 : histogram <i>degree</i> dari citra tiruan kepadatan rendah dari 012.....	73
Gambar 5.25 : histogram <i>degree</i> dari citra tiruan kepadatan rendah dari 022.....	73
Gambar 5.26 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 000.....	74
Gambar 5.27 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 011.....	74
Gambar 5.28 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 021.....	75

Gambar 5.29 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 033.....	75
Gambar 5.30 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 012.....	75
Gambar 5.31 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 022.....	76
Gambar 5.32 : hasil per tahapan pada proses awal dari citra sampel	76
Gambar 5.33 : Hasil uji coba pada citra sampel dengan berbagai ukuran <i>structure</i> <i>element</i>	77
Gambar 5.34 : contoh sampel citra <i>trabecula</i>	78
Gambar 5.35 : contoh sampel citra biner hasil dari pemrosesan awal.....	79
Gambar 5.36 : contoh sampel <i>graph</i> dari <i>random graph</i> pada citra biner.....	80
Gambar 5.37 : histogram <i>cluster coefficient</i> sampel osteoporosis data ke 004....	81
Gambar 5.38 : histogram <i>cluster coefficient</i> sampel osteoporosis data ke 025....	81
Gambar 5.39 : histogram <i>cluster coefficient</i> sampel osteoporosis data ke 055....	82
Gambar 5.40 : histogram <i>cluster coefficient</i> sampel normal data ke 016.....	82
Gambar 5.41 : histogram <i>cluster coefficient</i> sampel normal data ke 026.....	83
Gambar 5.42 : histogram <i>cluster coefficient</i> sampel normal data ke 046.....	83
Gambar 5.43 : histogram degree sampel osteoporosis data ke 004.....	84
Gambar 5.44 : histogram degree sampel osteoporosis data ke 025.....	84
Gambar 5.45 : histogram degree sampel osteoporosis data ke 055.....	85
Gambar 5.46 : histogram dari degree sampel normal data ke 016	85
Gambar 5.47 : histogram dari degree sampel normal data ke 026	86
Gambar 5.48 : histogram dari degree sampel normal data ke 046	86
Gambar 5.49 : Ruang keistimewaan citra sampel osteoporosis data ke 004	87
Gambar 5.50 : Ruang keistimewaan citra sampel osteoporosis data ke 025	88
Gambar 5.51 : Ruang keistimewaan citra sampel osteoporosis data ke 055	88
Gambar 5.52 : Ruang keistimewaan citra sampel normal data ke 016.....	89
Gambar 5.53 : Ruang keistimewaan citra sampel normal data ke 026.....	89
Gambar 5.54 : Ruang keistimewaan citra sampel normal data ke 046.....	90

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 : simulasi perhitungan probabilitas waxman	30
Tabel 5.1 : Data jumlah simpul dalam citra tiruan untuk uji coba	54
Tabel 5.2 : Bahan uji coba <i>trabeculae</i> dikelompokan berdasarkan BMD.....	57
Tabel 5.3 : Parameter uji coba <i>random graph</i>	60
Tabel 5.4 : Perbandingan waktu komputasi <i>random graph</i> erdos dan royi dengan <i>random graph</i> erdos dan royi dengan <i>k</i> -NN	62
Tabel 5.5 : uji coba pemrosesan awal pada berbagai citra tiruan dengan berbagai ukuran structure element	65
Tabel 5.6 : matrik <i>confusion</i> dari hasil uji coba	91
Tabel 5.7 : Hasil uji coba pada kelompok data osteoporosis	91
Tabel 5.8 : Hasil uji coba pada kelompok data normal	92

DAFTAR ISTILAH

BMD	: <i>bone mineral density.</i>
BQI	: <i>bone quality index.</i>
DXA	: <i>dual energy X-ray absorptiometry.</i>
MRI	: <i>magnetic resonance imaging.</i>
QUS	: <i>quantitative ultrasaound.</i>
QCT	: <i>quantitative computed tomography.</i>
SXA	: <i>single energy X-ray absorptiometry.</i>
MCI	: <i>mandibular cortical index.</i>
MI	: <i>mental indek.</i>
ROI	: <i>region of interest.</i>
RBD	: <i>Relative bone density.</i>
PMI	: <i>Panoramic mandibular index.</i>
CW	: <i>Cortical width.</i>
M/M	: <i>rasio alveolar crest resorption degree.</i>
CI	: <i>Cortical index.</i>
<i>k</i> -NN	: <i>k-Nearest Neighbor.</i>

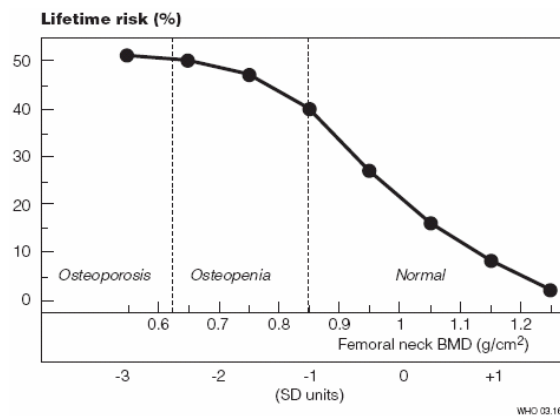
BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Osteoporosis adalah penyakit berkurangnya bahan penyusun tulang atau berkurangnya kekuatan tulang yang menyebabkan tulang retak atau rapuh (Raisz, 2005). Penderita osteoporosis kebanyakan terjadi pada orang dengan usia di atas 50 tahun, terutama berjenis kelamin perempuan (WHO, 2003). Grafik pada **Gambar 1.1** penurunan BMD terhadap umur. Penurunan BMD berjalan seiring dengan bertambahnya umur. Risiko osteoporosis terjadi mulai umur sekitar 40 tahun. Mulai umur 50 tahun memerlukan perhatian khusus karena risiko terkena osteoporosis semakin tinggi.

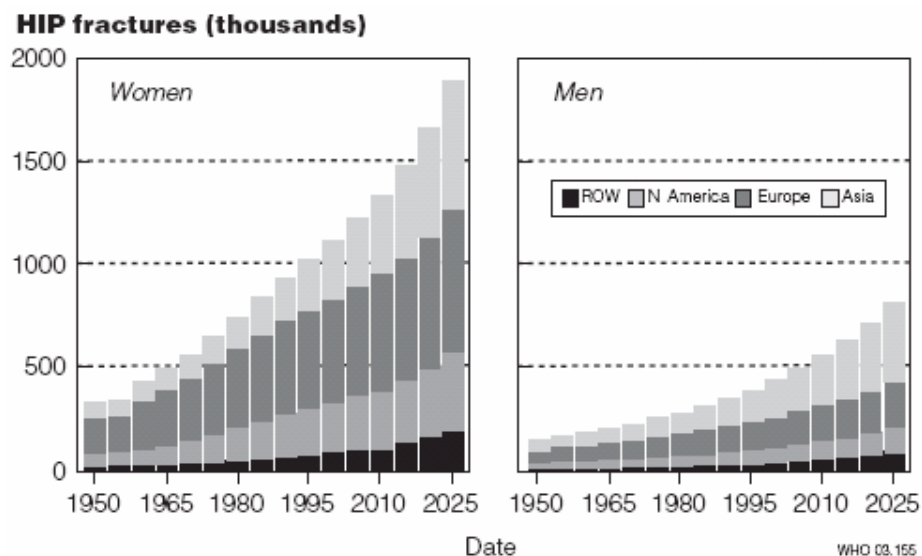
Nilai BMD menunjukkan tingkat kerapatan tulang. Nilai BMD berkorelasi dengan tingkat kerapuhan tulang. Semakin rendah nilai BMD semakin tinggi tingkat kerapuhan tulang. Kerapuhan tulang terjadi dalam waktu yang cukup panjang. Kerapuhan tidak mempunyai penanda yang tampak oleh mata secara langsung dan tidak terasa sakit, sehingga penderita osteoporosis sering terlambat mengetahui bahwa telah terjangkit osteoporosis. Osteoporosis sering diketahui setelah terjadi retak atau patah tulang yang disebabkan oleh kecelakaan ringan. Untuk itu, deteksi dini pada osteoporosis sangat diperlukan untuk mencegah risiko patah tulang yang lebih besar.



Gambar 1.1 : Risiko patah pinggul pada wanita umur 50 tahun berdasar BMD *femoral neck* (World Health Organization, 2003)

Untuk mengetahui terkena osteoporosis atau tidak, dilakukan dengan mengukur kepadatan tulang dalam satuan luasan (gram/cm). Daerah tulang yang sering diukur adalah tulang punggung, pinggul, dan pergelangan tangan. Terdapat beberapa metode pengukuran kandungan tulang, diantaranya adalah : SXA, DXA, QUS, QCT, *Radiography*, dan MRI. Deteksi dengan DXA mempunyai tingkat keakuratan lebih tinggi dibandingkan dengan metode yang lain. Karena itu, DXA ditetapkan sebagai standar utama (*gold standart*) untuk pengukuran kepadatan tulang (WHO, 2003).

Kecenderungan tingkat risiko osteoporosis semakin tinggi. Diperkirakan di daerah Asia pada tahun 2025 jumlah risiko patah tulang mencapai 2 juta (WHO, 2003). **Gambar 1.2.** menunjukkan grafik perkiraan jumlah penderita patah tulang pinggul pada wanita dan pria. Pada setiap tahun terdapat peningkatan jumlah penderita patang tulang pinggul. Wanita cenderung mempunyai risiko lebih tinggi dari pada pria.



Gambar 1.2 : Perkiraan jumlah patah tulang pinggul antara tahun 1950 – 2025 (World Health Organization, 2003)

Sementara itu, pengukuran dengan DXA masih relatif mahal. DXA mempunyai tingkat akurasi 90% untuk mengukur daerah pinggul (*hip*). Kesalahan terjadi karena beberapa sebab yang berhubungan dengan teknik pengukuran dan

praktisi yang memakai (WHO, 2003). Karena itu, banyak peneliti masih tertarik untuk menemukan atau memperbaiki metode pengukuran.

Citra x-ray gigi dijadikan salah satu alternatif untuk media mendeteksi osteoporosis. Horner, mencari hubungan antar tulang *mandibular* dengan BMD. Pengukuran dilakukan dengan MCI dan BQI. Diperoleh hasil BQI berhubungan dengan BMD (Horner, 1998). Lebar *foramen mentalis* (mental indeks, MI) dapat digunakan untuk mendeteksi osteoporosis (Devlin dan Horner, 2002). Lebar *cortical* tulang mandibular (*mandibular cortical width*) atau MCI mempunyai hubungan dengan nilai BMD (White, 2004, Taguchi, 2005). Deteksi osteoporosis dengan mengukur lebar *cortical* tulang *mandibular* telah dilakukan uji kebenaran di klinik gigi (Taguchi, 2004). Bahkan deteksi osteoporosis dengan melalui mengukur lebar *cortical* tulang *mandibula* sudah diterapkan di klinik gigi (Taguchi, 2007). Dikembangkan sistem bantu komputer untuk mendeteksi osteoporosis dengan mengukur lebar *cortical* tulang *mandibula* secara otomatis. Diagnosa dilakukan dengan mengukur ketebalan *cortical* tulang *mandibula* menggunakan metode yang dikembangkan Taguchi (Arifin, 2006).

Penelitian untuk memprediksi terjadinya osteoporosis juga dilakukan pada pola *trabeculae*. Analisa pola *trabeculae* pada tulang pergelangan tangan (Geraet, 1993). Pengukuran dilakukan di enam area pada *trabeculae* tulang *mandibula*. Kerapatan dihitung dengan menghitung intensitas keabuan piksel (Bozic, 2005). Analisa Perubahan pada pola *trabeculae* pada tulang *mandibula* dan laju perubahan pola terhadap patah tulang pinggul (*hip*) (White, 2005). Perbandingan pengukuran lebar *cortical* tulang *mandibula*, jumlah gigi pada *mandibula*, *mandibular index*, dan pola *trabeculae* pada tulang *mandibula* (Yasar, 2006).

Dalam penelitian ini, mengusulkan metode alternatif baru untuk membantu mendiagnosa osteoporosis dengan mengukur tingkat kerapatan *trabeculae* pada citra x-ray tulang *mandibula*. Objek *trabeculae* dari citra x-ray tulang *mandibula* yang telah diperoleh, digunakan untuk membangkitkan suatu *graph*. *Graph* dibangkitkan dengan menggunakan *random graph* metode *erdos royi*. Tingkat kerapatan *trabeculae* diukur dengan memanfaatkan nilai *degree* dan *cluster coefficient* dari *graph* yang telah diperoleh dari citra *trabeculae*.

Random graph yang dipakai menggunakan metode erdos dan royi. Metode erdos dan royi menghubungkan setiap simpul ke semua simpul lain. Jika n adalah jumlah simpul, maka metode erdos dan royi menghubungkan n simpul ke $(n-1)$ simpul yang lain. Cara itu memerlukan komputasi yang cukup tinggi, mengingat jumlah simpul dari citra sampel adalah ribuan, maka komputasi *random graph* erdos dan royi perlu diturunkan tanpa mengurangi kualitas dari *graph* yang dihasilkan. Kualitas yang dimaksud adalah jumlah busur yang dihasilkan dari pembangkitan *graph*.

Pada penelitian ini, mengusulkan integrasi k -NN ke dalam *random graph* metode erdos dan royi untuk mengurangi komputasi. Integrasi k -NN hanya menghubungkan setiap simpul ke k simpul lain yang menjadi tetangganya. Jika k jauh lebih kecil dari n dan jauh lebih besar dari $\ln(n)$ maka menjamin bahwa *graph* yang terbentuk adalah sebuah *graph* terhubung (Deistel, 2000). Menghubungkan setiap simpul dengan k -ketetanggaannya, mampu mengurangi waktu komputasi yang dibutuhkan untuk membangun suatu *graph*.

Kerapatan *trabeculae* pada tulang mandibula diukur dengan menganalisa karakter (*property*) dari *graph*. Penelitian ini tidak mengukur kerapatan tulang dari jumlah obyek tulang dari suatu luasan sampel tulang *mandibula*. Tetapi, tingkat kerapatan diukur berdasarkan jarak antar obyek tulang. Metode pengukuran jarak dua simpul menggunakan metode *ecludian*. Jarak dua simpul digunakan untuk menentukan nilai probabilitas antara dua simpul dengan metode waxman. Suatu area dengan jumlah simpul n dan mayoritas jarak antar simpul pendek maka bisa dikatakan area tersebut mempunyai simpul-simpul yang rapat (saling berdekatan)

Graph yang terbentuk dihitung karakter dari simpul-simpul yang menjadi anggotanya. Nilai karakter dari tiap simpul digunakan sebagai dasar pengukuran tingkat kerapatan *trabeculae*. Hasil dari pengukuran tingkat kerapatan dapat digunakan untuk membantu diagnosa osteoporosis.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan pada subbab latar belakang, penelitian ini mempunyai pokok pembahasan bagaimana membangkitkan *graph* dari titik-titik piksel dari citra *trabeculae* pada x-ray panoramik gigi. Titik piksel yang digunakan ada-

lah titik yang mewakili sebuah titik (bagian kecil) tulang. Satu titik piksel diasumsikan sebagai satu titik tulang. *Graph* dibangkitkan dengan menggunakan *random graph* metode erdos royi. *Random graph* metode erdos royi membutuhkan komputasi cukup besar, $n(n-1)$. Pada penelitian ini, mengintegrasikan metode *k-NN* ke dalam metode erdos dan royi untuk mengurangi waktu komputasi.

Setelah *graph* terbentuk dengan waktu komputasi rendah, permasalahan yang kedua adalah bagaimana memanfaatkan *graph* untuk mengukur tingkat kerapatan *trabeculae* pada tulang *mandibula* sehingga dapat dimanfaatkan untuk membantu diagnosa osteoporosis. Tingkat kerapatan ditentukan dengan memanfaatkan karakter dari *graph*. Karakter *graph* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *degree* dan *cluster coefficient*. *Degree* digunakan untuk menilai jumlah tulang tetangga yang berada disekitar suatu tulang. Jika satu titik tulang mempunyai *degree* tinggi, maka banyak titik tulang yang berada disekitarnya. Dengan kata lain titik tulang berada di area yang rapat, sedangkan *cluster coefficient* digunakan untuk menilai kerapatan tulang-tulang yang menjadi tetangga dari suatu tulang. Jika suatu titik tulang mempunyai *cluster coefficient* yang tinggi, maka tetangga dari titik tulang tersebut mempunyai hubungan yang rapat.

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah menurunkan waktu komputasi *random graph* metode erdos dan royi dengan mengintegrasikan metode *k-NN* dalam *random graph* metode erdos dan royi. *Random graph* metode erdos dan royi menghubungkan setiap simpul (n) dengan suatu busur ke semua simpul lain ($n-1$), sehingga komputasinya besar, $n(n-1)$. Mengintegrasikan metode *k-NN* digunakan untuk menghubungkan setiap simpul (n) dengan hanya ke simpul yang menjadi tetangga terdekat sejumlah k . Manfaat yang bisa diperoleh dari penambahan metode *k-NN* adalah pengurangan jumlah komputasi.

Kedua adalah penggunaan *graph* sebagai media untuk membantu mendeteksi tanda-tanda osteoporosis. *Graph* dipakai untuk menentukan tingkat kerapatan dari suatu area sampel tulang. Tingkat kerapatan dihitung dari karakter-karakter *graph*, yaitu *degree* dan *cluster coefficient*. Satu titik piksel sampel diasumsikan sebagai satu titik tulang dan diwakili sebagai satu simpul dalam *graph*. *Degree*

dan *cluster coefficient* digunakan sebagai bahan analisa kerapatan tulang. Jika terdapat suatu titik tulang berada di area tulang yang rapat maka *degree* dan *cluster coefficient* cenderung tinggi.

Manfaat dari penelitian ini adalah membantu bidang kesehatan untuk mendeteksi dini penyakit osteoporosis dengan memanfaatkan citra x-ray panoramik gigi. Nilai tambah citra panoramik gigi dapat membantu menekan biaya deteksi osteoporosis. Deteksi dini dapat mempercepat tindak medis untuk pengobatan sehingga dapat mencegah risiko osteoporosis lebih lanjut.

1.4 Kontribusi

Random graph metode erdos royi menghubungkan tiap simpul dengan semua simpul yang lain. Jika n adalah jumlah simpul, maka *random graph metode erdos royi* menghubungkan ke semua simpul yang lain $(n-1)$. Kompleksitas dari *random graph metode erdos royi* adalah $O(n(n-1))$. Kontribusi dari penelitian ini adalah mengintegrasikan *k-NN* pada *random graph metode erdos royi* untuk menurunkan kompleksitas. Penambahan metode *k-NN* digunakan untuk menghubungkan setiap simpul (n) dengan semua simpul yang menjadi tetangga terdekatnya sejumlah k buah, sehingga kompleksitasnya menjadi $O(n(k+k^2))$.

1.5 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini ruang lingkup pembahasan dibatasi pada masalah :

- a. *Graph* dibangun menggunakan *random graph* metode erdos dan royi.
- b. Tiap simpul dari *graph* hanya dihubungkan dengan k ketetanggaan terdekat.
- c. *Graph* yang dihasilkan adalah *graph* dengan jenis tak berarah dan berpenghubung tunggal.
- d. Material untuk analisa osteoporosis adalah citra x-ray panoramik gigi pada *trabeculae* di area *mandibula*.
- e. Kerapatan tulang mandibula dianalisa dengan menggunakan karakter *graph*.
- f. Bahan analisa adalah karakter-karakter dari *graph* yang dititikberatkan pada *cluster coefficient* dan *degree*.

BAB 2

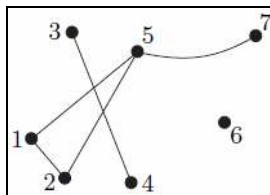
KAJIAN PUSTAKA

2.1 Dasar-dasar *Graph*

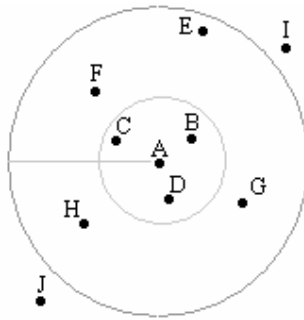
Graph (G) adalah himpunan simpul (*vertex*, V) dan busur (*edge*, E), yang ditulis dengan $G=(V, E)$ (Reinhard Diestel, 2000). *Graph* ditampilkan dalam titik dan garis. Titik adalah lambang dari simpul. Garis merupakan lambang dari busur yang menghubungkan antara dua simpul. Ukuran (*size*, *order*) *graph* G , $|G|$ adalah jumlah simpul yang menjadi anggota himpunan dari *graph*, walaupun simpul tersebut tidak dihubungkan oleh suatu busur. Jumlah busur dituliskan dengan $\|G\|$. **Gambar 2.1**, contoh *graph* dengan ukuran 7. Simpul nomor enam tidak terhubung ke simpul yang lain.

Graph pada **Gambar 2.1** dapat ditulis dalam bentuk himpunan simpul V dan busur E , $V = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$, $E = \{\{1,2\}, \{1,5\}, \{2,5\}, \{3,4\}, \{5,7\}\}$. Busur $\{x,y\}$ dapat tulis dengan busur xy atau yx . Simpul x dan y dari *graph* G dikatakan saling berketetanggaan, jika xy adalah busur dalam *graph* G . jika semua simpul dalam *graph* G saling berpasangan satu sama lain, maka *graph* G disebut komplet (*complete*) dituliskan dengan K^n , dimana n adalah jumlah dari simpul.

k -ketetanggaan terdekat (k -NN) dari simpul i bisa diperoleh dengan menarik sebuah lingkaran dengan berpusat pada simpul i sampai diperoleh sejumlah k simpul lain yang berada di lingkaran. **Gambar 2.2**, 3-ketetanggaan terdekat dari simpul A adalah tiga simpul, yaitu simpul B, C, dan D. 7-ketetanggaan terdekat dari simpul A diperoleh dengan memperpanjang jari-jari lingkaran sampai diperoleh 7 simpul yang berada dalam lingkaran, yaitu simpul B, C, D, E, F, G, dan H. Dua simpul (I dan J) bukan anggota dari 7-ketetanggaan terdekat dari simpul A, karena berada diluar lingkaran.



Gambar 2.1 : *Graph* dengan tujuh simpul dan empat busur (Diestel, 2000).

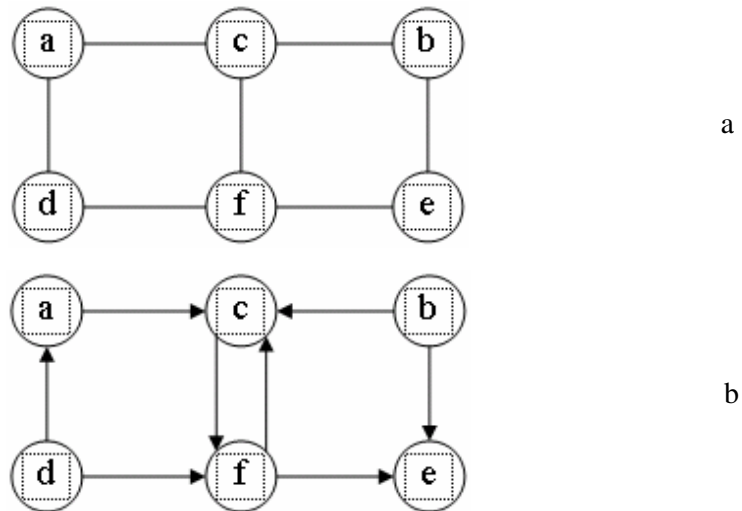


Gambar 2.2 : Ilustrasi k -ketetanggaan terdekat

Graph terdiri dari berbagai jenis (Newman, 2003), yaitu *graph* berarah, tak berarah, berbobot, dan tak berbobot. *Graph* tak berarah (*undirected graph*) adalah pasangan busur xy sama dengan pasangan busur yx . Busur tersebut dikatakan sebagai busur tak berarah. Simpul x dan y disebut sebagai *titik akhir* (*endpoint*). Sebuah *graph* G disebut *graph* tak berarah jika setiap busurnya terhubung tak berarah (Levitin, 2005).

Jika pasangan busur xy tidak sama dengan busur yx , maka busur tersebut disebut sebagai busur berarah. Busur xy meninggalkan x menuju y disebut juga x sebagai *ekor*, dan y sebagai *kepala*. *Graph* G disebut sebagai *graph* berarah jika semua busur terhubung secara berarah (Levitin, 2005). **Gambar 2.3a** adalah contoh penggambaran dari *graph* tak berarah. Busur yang menghubungkan antar simpul tidak mempunyai tanda arah. **Gambar 2.3b** adalah contoh *graph* berarah. Busur antar simpul pada **Gambar 2.3b** mempunyai simbol anak panah yang menunjukkan arah hubungan dari simpul *ekor* ke simpul *kepala*. Simpul c dan f mempunyai dua busur, yaitu cf dan fc .

Untuk kepentingan suatu komputasi atau sebuah algoritma, secara umum *graph* digambarkan dengan matriks, disebut sebagai matriks *adjacency*. Matriks *adjacency* dari *graph* dengan ukuran n adalah matriks $n \times n$. Setiap elemen dari matriks mewakili satu busur dari *graph*. Elemen baris ke i dan kolom ke j bernilai satu jika simpul ke i terhubung dengan simpul ke j . Elemen baris ke i dan kolom ke j bernilai nol jika simpul ke i tidak terhubung dengan simpul ke j (Levitin, 2005). **Gambar 2.4** merupakan *adjacency* matriks dari *graph* tak berarah pada **Gambar 2.3a**. *Graph* tak berarah mempunyai matriks *adjacency* yang simetris.



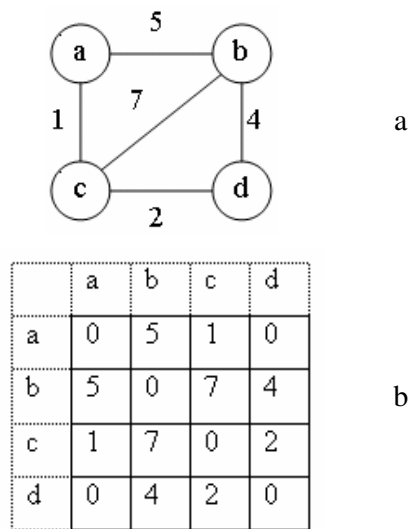
Gambar 2.3 : (a) *graph* tak berarah, (b) *graph* berarah (Levitin, 2005)

Graph berbobot (*weighed graph*) merupakan *graph* dengan suatu nilai pada simpul atau busur. *Graph* tak berbobot (*unweighed graph*) adalah *graph* yang simpul dan busurnya tidak mempunyai nilai. Nilai bisa hanya dimiliki oleh salah satu elemen dari *graph*, simpul saja atau hanya busur. Tetapi yang sering, nilai dimiliki oleh busur. Nilai pada simpul digunakan untuk mewakili jumlah keanggotaan, luasan, atau besaran suatu simpul. Nilai pada busur digunakan untuk mewakili jumlah busur yang terhubung dengan sepasang simpul, jarak dua simpul, atau biaya yang dibutuhkan untuk melewati busur. **Gambar 2.5** adalah contoh *graph* berbobot dengan matriks *adjacency*.

	a	b	c	d	e	f
a	0	0	1	1	0	0
b	0	0	1	0	0	1
c	1	1	0	0	1	0
d	1	0	0	0	1	0
e	0	0	1	1	0	1
f	0	1	0	0	1	0

Gambar 2.4 : *Graph* dalam *Adjacency* matriks (Levitin, 2005)

Ditinjau dari jumlah penghubung dalam setiap simpul, terdapat pasangan simpul dengan busur jamak (*multi edge*) dan pasangan simpul dengan busur tunggal (*single edge*). *Graph* dengan busur jamak, simpul x dan y dihubungkan dengan lebih dari satu simpul. **Gambar 2.3b** merupakan *graph* berbusur jamak. Penggambaran dalam matriks *adjacency* berupa matriks berbobot. Bobot dalam *graph* busur jamak mewakili dari jumlah busur yang menghubungkan antara simpul x dan simpul y .



Gambar 2.5 : (a) *Graph* berbobot, (b) matriks dari *graph* berbobot.

2.2 Karakter dari *Graph*

2.2.1 Degree

Degree, k_v adalah jumlah busur yang terhubung dengan simpul v , $|E(v)|$ (Diestel, 2000). *Degree* di beberapa pustaka disebut juga sebagai nilai keterhubungan (*connectivity*) (Newman, 2003). Suatu simpul dengan *degree* nol disebut sebagai simpul terasing (*isolate*). Jika setiap simpul dari *graph* G mempunyai nilai *degree* sama, yaitu sebesar k , maka *graph* G disebut sebagai *graph* k -regular. Jika *graph* G adalah *graph* tak berarah yang dibentuk dalam matriks *adjacency*, A , *degree* dapat diperoleh dari persamaan 1.

$$k_i = \sum_j A_{ij} . \tag{1}$$

Graph tak berarah hanya mempunyai satu rumusan *degree*. *Graph* berarah mempunyai dua rumusan *degree*, yaitu : *degree* untuk busur dengan arah menuju simpul dan *degree* untuk busur yang berarah meninggalkan simpul.

Rasio busur terhadap simpul *graph G* adalah jumlah busur di bagi dengan jumlah simpul, seperti dalam persamaan 2.

$$\varepsilon(G) = |E|/|V|. \quad (2)$$

Rata-rata *degree* adalah jumlah *degree* dari setiap simpul dibagi jumlah simpul, Rata-rata *degree* bisa diperoleh dengan persamaan 3.

$$\bar{k} = \frac{1}{|V|} \sum_{i=1}^n k_i, \quad (3)$$

di mana n adalah ukuran dari *graph*. Rata-rata *degree* merupakan salah satu dari pengukuran *global*. Sedangkan nilai *degree* dari setiap simpul merupakan pengukuran lokal. Jumlah busur mempunyai relasi dengan nilai dari *degree*. Jumlah semua *degree* dari setiap simpul sama dengan dua kali jumlah busur. Dari persamaan 3 bisa diperoleh persamaan 4.

$$|E| = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n k_i = \frac{1}{2} \bar{k} \cdot |V|. \quad (4)$$

Sehingga dari persamaan 4 dan dua bisa diperoleh persamaan rasio busur seperti dalam persamaan 5.

$$\varepsilon(G) = \frac{1}{2} \bar{k}. \quad (5)$$

Degree distribution adalah jumlah dari simpul yang mempunyai *degree* sebesar k (Albert dan Barabasi, 2002). Nilai *degree* distribution bisa diperoleh dengan persamaan 6.

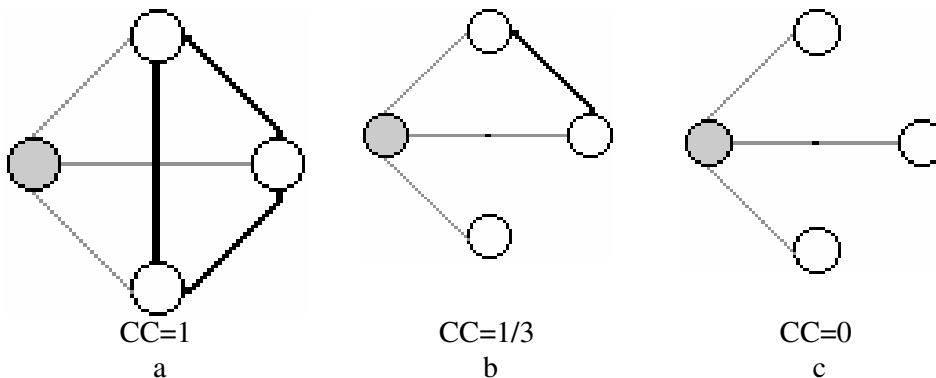
$$P(k) = \sum_{k_i=k} 1. \quad (6)$$

2.2.2 Cluster coefficient.

Simpul ke- i mempunyai tetangga atau *degree* sebesar k_i . Jika semua simpul yang menjadi tetangga simpul ke- i terhubung secara komplet (*cliques*), maka jumlah busur yang menghubungkan k_i simpul secara penuh adalah $k_i(k_i - 1)/2$. Sedangkan jumlah busur antar simpul-simpul yang menjadi tetangga simpul ke- i yang sesungguhnya adalah sejumlah E_i . Rasio jumlah busur yang sesungguhnya pada semua simpul tetangga simpul ke- i terhadap jumlah total dari $k_i(k_i - 1)/2$ disebut *Cluster coefficient* (Albert dan Barabasi, 2002). *Cluster coefficient* berguna untuk mengukur tingkat keterhubungan antar tetangga simpul ke- i . *Cluster coefficient* bisa diperoleh dengan persamaan 7.

$$C_i = \frac{2.E_i}{k_i.(k_i - 1)}. \quad (7)$$

Gambar 2.6 adalah contoh nilai *cluster coefficient* dari sebuah simpul (terarsir). *Graph* yang komplet (**Gambar 26a**) mempunyai *cluster coefficient* sebesar satu dan *graph* dengan tetangga yang saling tidak terhubung (**Gambar b dan c**) mempunyai *cluster coefficient* yang lebih kecil. Jika simpul yang menjadi tetangga tidak mempunyai busur yang saling menghubungkan, maka *cluster coefficient* bernilai nol



Gambar 2.6 : *Cluster coefficient* pada *graph* dengan ukuran empat, *degree* tiga di simpul terarsir. (a) nilai $C=1$, (b) nilai $C = 1/3$, dan (c) nilai $C = 0$.

2.3 Random Graph

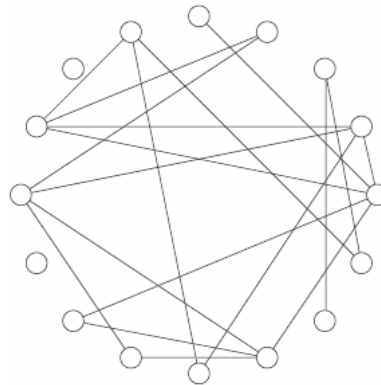
Random Graph pertama kali dikenalkan oleh Erdős dan Rényi tahun 1959 (Diestel, 2000). *Random graph* adalah *graph* dengan simpul sejumlah n dan setiap pasang simpulnya terhubung atau tidak terhubung dengan suatu probabilitas p atau $(1-p)$ (Newman, 2003). *Random Graph* di atas dinotasikan sebagai $G_{n,p}$. Secara teknis, *graph* G dengan m adalah jumlah busur yang muncul, maka probabilitas kemunculan busur dinyatakan dalam persamaan 8.

$$p^m (1-p)^{M-m}, \quad (8)$$

dimana

$$M = \frac{1}{2}n(n-1). \quad (9)$$

M adalah maksimum jumlah busur yang mungkin terjadi, persamaan 9. Dari persamaan 8 dan 9 di atas, sering muncul *random graph* yang dinotasikan dengan $G_{n,m}$. **Gambar 2.7** merupakan contoh *random graph* yang dibangun dengan model Erdos dan Renyi dengan probabilitas, $p = 1/7$.



Gambar 2.7 : *Graph* dibangun dengan model Erdos dan Renyi, $N = 16$ dan $p = 1/7$ (Newman, 2001c).

2.4 Terapan *Graph* di Bidang Biologi

Gunduz (Gunduz, 2004) memanfaatkan *graph* untuk mendeteksi keberadaan sel tumor otak (*glioma*). Dalam (Gunduz, 2004) menggunakan citra mikroskop jaringan otak yang mengandung ribuan sel otak. Citra dipisahkan dari piksel piksel bukan sel otak untuk mengambil sel otaknya saja. Pemisahan piksel bukan

sel otak dan obyek sel menggunakan pengkelasan warna piksel dengan metode *k-mean*. Kemudian citra obyek sel otak yang telah dipisahkan dari piksel bukan sel otak dikenakan proses penurunan jumlah piksel sel otak dari sampel dengan menerapkan *grid*. Penurunan jumlah piksel sel otak bertujuan untuk menurunkan jumlah komputasi

Dari sel-sel *grid* dibangun suatu *graph*. *Graph* yang dibangun merupakan *undirected graph*. Satu sel *grid* mewakili satu simpul. Setiap simpul dihubungkan dengan simpul yang lain kecuali dirinya sendiri. Penghubungan dua buah simpul dibatasi nilai ambang suatu probabilitas waxman. *Graph* yang terbentuk dihitung karakter yang dimiliki, yaitu : *degree*, *clustering coefficient*, dan *eccentricity*. Kemudian dianalisa menggunakan *neural network*.

Demir memperbaiki penelitian yang telah dilakukan oleh Gunduz dengan menambah jenis-jenis karakter *graph* yang dijadikan dasar di perhitungan (Demir, 2005). Karakter yang ditambahkan dalam penelitian Demir adalah : rerata *degree*, rerata *eccentricity*, rerata bobot simpul, *most frequent* dari garis busur antar dua node, dan global matriks. Proses sebelum dan sesudah perhitungan karakter sama dengan penelitian Gunduz.

Dua penelitian di atas (Gunduz dan Demir) bisa membedakan antar sel-sel otak terkena tumor dengan sel otak normal. Kemudian bisa membedakan antar sel otak terkena tumor dengan sel otak yang sedang meradang. Dari citra mikroskop jaringan otak, Gunduz bisa membedakan letak sel-sel otak normal, terkena tumor, atau sedang meradang.

Pengenalan sel dari citra jaringan sel diteliti oleh Guesebroek. Dalam penelitian diasumsikan sel dalam suatu jaringan sel mempunyai karakter topografi sama (Guesebroek, 1999) sel mempunyai bentuk sama. Sel juga mempunyai jarak yang sama dengan sel lain. Berangkat dari asumsi tersebut dibuat suatu prototipe sel dengan ketetanggaan yang bervariasi. Prototipe merupakan *graph* yang mempunyai ketetanggaan tertentu dan mempunyai jarak yang disesuaikan dengan karakter dari jaringan sel. Sel yang terdapat dalam citra jaringan dicocokkan dengan prototipe yang dimiliki. Jika susunan sel cocok dengan prototipe maka dianggap sebagai susunan sel yang benar. Jika ada sel yang tidak sesuai dengan prototipe maka

sel tersebut dihapus. Dari penelitian Guesebroek bisa dihasilkan sebuah citra jaringan sel yang mudah diamati, karena corak-corak yang bukan sel telah berkurang.

Pemanfaatan *graph* untuk identifikasi pola penularan penyakit *tuberculosis* (TB) dari hubungan personal pasien *tuberculosis* dengan orang lain yang dikenalnya, saudara, teman, keluarga, atau saudara. Evaluasi digunakan untuk pencegahan terhadap orang yang digolongkan dalam bakat terpendam terinfeksi TB (*laten TB infection, LTBI*). Setiap orang diwakili oleh sebuah simpul. Antar simpul akan terhubung oleh sebuah busur jika seseorang mempunyai hubungan sosial secara langsung dan hubungan genetik (garis keturunan). Analisa dilakukan terhadap *graph* yang terbentuk secara visual dan metrik (*reach, degree, betweenness*).

2.5 Terapan *Graph* di Bidang Sosial

Graph digunakan untuk mengetahui hubungan antar penulis dan pembimbing yang melakukan aktifitas penelitian (Newman, 2001a). Seorang peneliti diwakili oleh sebuah simpul. Dua simpul (peneliti) akan terhubung sebuah oleh busur jika melakukan penelitian bersama dalam satu atau lebih penelitian. Dilakukan pengukuran terhadap *graph* yang terbentuk. Parameter yang diukur adalah jarak terpendek, bobot dari *graph*, dan *centrality*. Tujuan pengukuran adalah untuk mengetahui kekuatan dari kerjasama berdasarkan pada jumlah penelitian yang telah dilakukan oleh penulis (Newman, 2001a).

Melakukan penelitian untuk melihat peneliti yang paling aktif berkarya (Newman, 2001b). Penelitian ini (Newman, 2001b) merupakan pengembangan dari penelitian sebelumnya (Newman, 2001a) dengan penambahan beberapa karakter dari *graph* berupa *giant component*. Hasil dari penelitian adalah dapat diketahui peneliti yang mempunyai karya yang sangat banyak dan peneliti yang hanya berkarya satu atau dua saja.

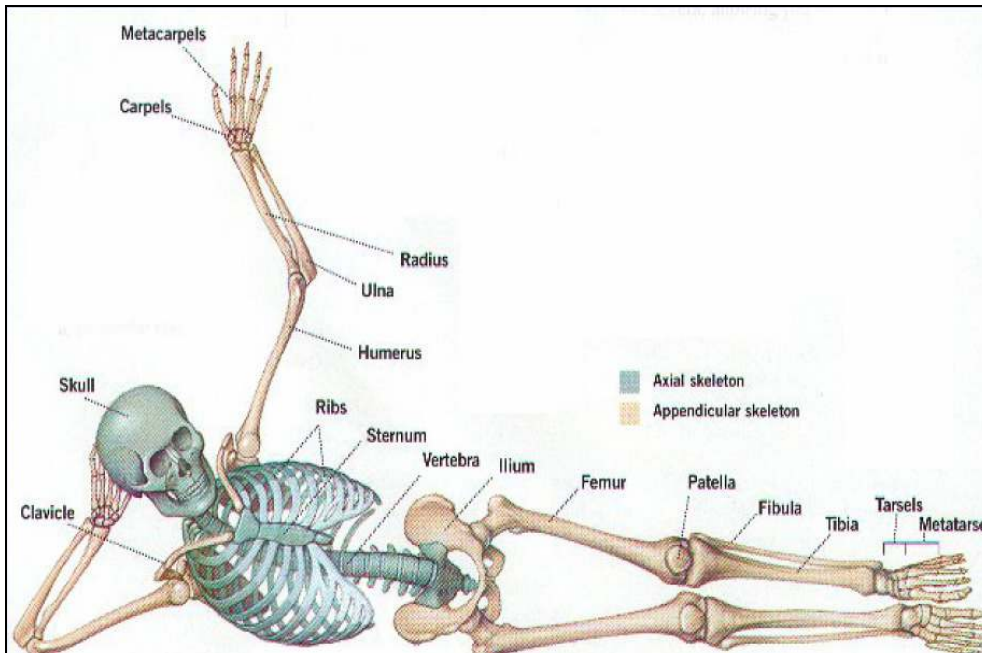
2.6 Deteksi Osteoporosis dengan Citra X-Ray Panoramik Gigi.

Pada sub bab ini membahas tentang penelitian-penelitian yang pernah dilakukan untuk deteksi osteoporosis dengan x-ray panoramik gigi. Diawali dengan pembahasan tentang tulang dan anatomi tulang rahang. Bahasan tulang menjelaskan tentang sekilas tentang dasar dari pembentukan tulang. Anatomi tulang rahang

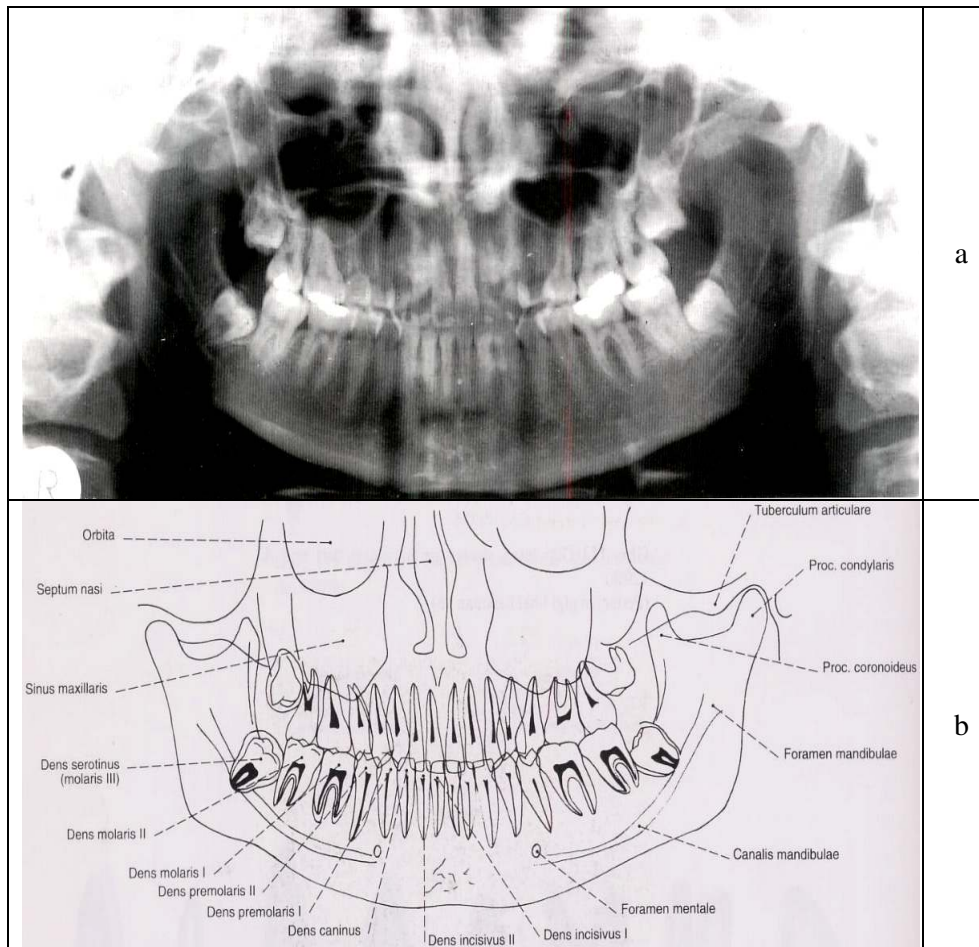
dibahas tentang struktur atau posisi dari suatu bagian dari tulang rahang yang sering dipakai untuk acuan dasar pengukuran osteoporosis melalui tulang rahang.

2.6.1 Tulang Manusia

Kerangka manusia dewasa terdiri dua jenis jaringan, yaitu : tulang *cortical* (padat) dan *trabeculae* (berongga). Tulang berongga disebut juga dengan istilah tulang *cancellous*, *spongy*. Tulang *cortical* berfungsi untuk pelindung luar dan melapisi jaringan *trabeculae*. Pada manusia dewasa komposisi kerangka terdiri dari 80 persen tulang *cortical*, tetapi komposisi tulang *cortical* dan *trabeculae* pada setiap bagian kerangka berbeda, (WHO, 2003). **Gambar 2.8** adalah struktur kerangka manusia dewasa. Tulang secara bentuk dan struktur mengalami pembaharuan dan modifikasi secara terus menerus melalui proses pembentukan baru dan pembentukan ulang. Mulai usia janin sampai berkisar 20 tahun, kerangka dibentuk dan berkembang sampai komplet (WHO, 2003). Pembentukan ulang merupakan pemeliharaan integritas kerangka dengan mengganti tulang tua dengan yang baru.



Gambar 2.8 : Struktur kerangka manusia dewasa.



Gambar 2.9 : Citra x-ray tulang rahang usia delapan belas tahun dan sketsa.

Peluruhan (kehilangan tulang) dan pembentukan tulang terjadi pada tempat yang sama, sehingga tidak terjadi perubahan bentuk tulang. Kehilangan tulang yang utama terjadi pada usia sekitar 65 tahun untuk pria dan 50 tahun untuk wanita (WHO, 2003). Peluruhan tulang terjadi pada tulang *aksial* maupun *apendicular*, terjadi pada bagian tulang *cortical* dan *trabeculae*. Peluruhan tulang menyebabkan tulang *cortical* menjadi lebih tipis, tulang *trabeculae* kehilangan struktur. Akibat buruk dari itu adalah tulang *cortical* dan *trabeculae* menjadi rapuh.

2.6.2. Anatomi Tulang Rahang

Tulang rahang tempat bertautnya gigi yang merupakan bagian dari kelengkapan organ pencernaan. Tulang rahang terbagi menjadi dua bagian tulang, yaitu : *maxilla* (tulang rahang atas) dan *mandibula* (tulang rahang bawah). Pada tulang

mandibula, selain gigi terdapat *foramen mentalis* dan *canal mandibula* yang berada pada sisi kanan dan kiri dari *mandibula*. Fungsi dari *canal mandibula* sebagai saluran saraf yang bermuara pada *foramen mentalis*.

Bentuk dari *foramen mentalis* bulat kecil berada di area bawah gigi *caninus* (taring) sampai *premolar dua* (graham depan). Letak *foramen mentalis* setiap orang bervariasi, ada yang cenderung ke depan dekat *caninus* atau ke belakang dekat *premolar dua*. *Canalis mandibulae* berupa silinder memanjang ke arah pangkal *mandibula* dan berujung di area *foramen mandibulae*. **Gambar 2.9a** merupakan citra x-ray dari tulang rahang pada usia delapan belas tahun dengan gigi lengkap, gigi bungsu belum muncul penuh, dan terdapat tambalan. Tambalan gigi tampak sangat putih **gambar 2.9b** sketsa dari citra x-ray beserta keterangan.

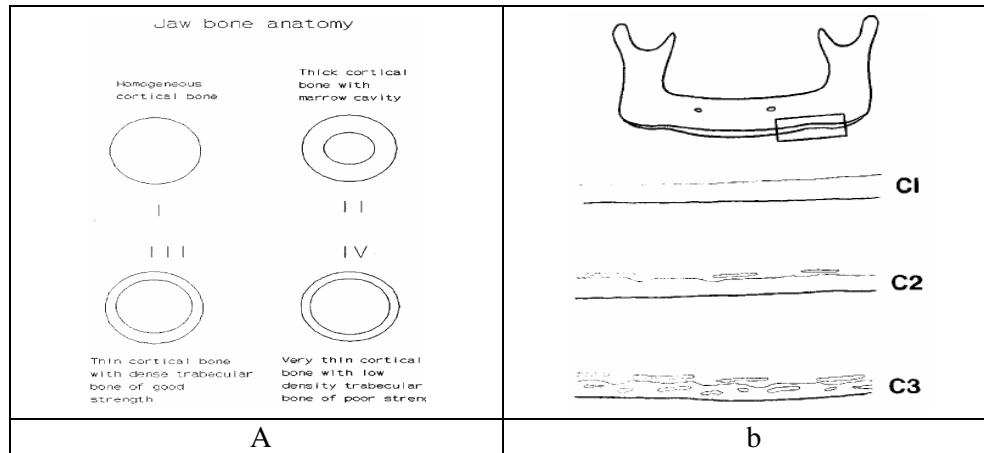
2.6.3 Deteksi Osteoporosis Melalui Analisa Tulang *Trabeculae*.

Pada tahun 1998, Penelitian Horner dan Devlin menunjukkan bahwa terdapat hubungan antara BMD dengan indek tulang *mandibula*. Indek *mandibula* yang dipakai dalam penelitian adalah BQI dan MCI. Citra yang digunakan untuk penelitian adalah citra x-ray panoramik gigi.

BQI digunakan peneliti untuk mendeteksi osteoporosis pada tahun 1970. BQI menilai kualitas tulang berdasarkan ketebalan tulang *cortical* dan pola-pola tulang *trabeculae*. Pada BQI tulang dibedakan dalam empat tipe. Empat tipe itu adalah: tulang *cortical* yang homogen, tulang *cortical* dengan tulang sumsum ditengah-tengahnya, tulang *cortical* yang tipis dengan tulang *trabeculae* yang padat sehingga kekuatannya bagus, dan tulang *cortical* yang sangat tipis dengan tulang *trabeculae* yang renggang sehingga kekuatannya lemah. **Gambar 2.10a** ilustrasi dari BQI

MCI dinilai berdasarkan lebar tepi tulang *cortical* bagian bawah yang tegak lurus dengan *foramen mentalis*. Penelitian bagian ini dimulai pada tahun 1994. MCI dikembangkan oleh Taguchi dkk dan Arifin dkk. MCI mengelompokkan tulang *cortical* menjadi tiga tipe, yaitu : tulang *cortical* dengan garis *endosteal* yang rata dan tajam pada kedua sisi, tulang dengan garis *endosteal* mengalami sedikit kerusakan, dan tulang *cortical* yang mengalami kerusakan yang sangat berat sehingga sangat keropos. **Gambar 2.10b** ilustrasi dari MCI.

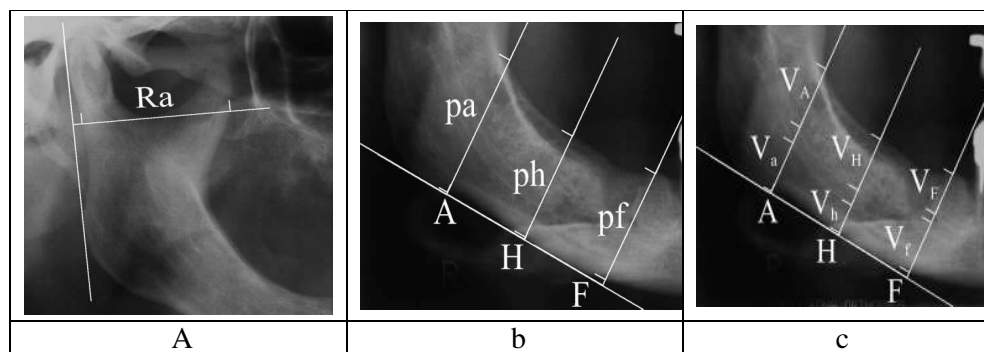
Penelitian (Horner dan Devlin,1998) menunjukkan bahwa BMD lebih berkorelasi dengan BQI ($P<0,01$) dibanding dengan MCI ($P<0,05$). Tetapi keduanya sama-sama berpengaruh terhadap BMD.



Gambar 2.10 : Indeks pada tulang mandibula (a) BQI, (b) MCI

Bozic dan Hren, (2005) melakukan penelitian dengan tujuan untuk mengetahui bahwa ada perbedaan pada jaringan tulang *mandibula* bagi yang terkena osteoporosis dibandingkan dengan tulang *mandibula* yang tidak terkena osteoporosis. Bozic dan Hren melakukan pengukuran intensitas pada enam bagian yang berbeda di tulang *mandibula*.

Metode pada penelitian Bozic dan Hren (2005) diawali dengan garis singgung dengan tepi luar tulang ramus. Kemudian ditarik garis tegak lurus yang menyinggung *incisura semilunaris mandibulae (Ra)*, lihat **gambar 2.11a**.



Gambar 2.11 : Area penungkuran indeks anatomi.

Garis singgung kedua adalah garis yang menyinggung *cortical* tulang *mandibula* bagian bawah. Kemudian ditarik tiga garis yang tegak lurus dengan garis singgung ke dua. Garis pertama adalah garis yang melewati sudut dalam dari rahang (tegak lurus dititik A). Garis berikutnya adalah garis yang melewati daerah *foramen mentalis* (tegak lurus dititik F). Garis yang ketiga berada ditengah-tengah garis A dan F (tegak lurus di titik H) (lihat **Gambar 2.11b**). Dari garis A, F, dan H dapat diperoleh tinggi dari setiap garis (pa , ph , pf), sehingga dapat diukur nilai *anatomic index*, seperti dalam persamaan 10.

$$I_1 = \frac{pa}{Ra}, \quad I_2 = \frac{ph}{Ra}, \quad I_3 = \frac{pf}{Ra}. \quad (10)$$

Menurut Bozic dan Hren, pertumbuhan tulang mandibular berakibat pada daerah *alveolar* dan tulang di atas *foramen canalis*. Sementara itu volume di atas *foramen canalis* adalah konstan. Berdasar dari volume dapat diperoleh *anatomic index*, seperti dalam persamaan 11.

$$I_4 = \frac{V_A}{V_a}, \quad I_5 = \frac{V_H}{V_h}, \quad I_6 = \frac{V_F}{V_f}. \quad (11)$$

Dimana V_A , V_H , V_F adalah tinggi tulang antara *cortical* tulang *mandibula* dan *foramen canalis*. V_a , V_h , V_f adalah tinggi antara *foramen canalis* ke atas sampai dengan tulang *mandibula* bagian atas (lihat **gambar 2.11c**).

Anatomic index dibandingkan dengan *relative densitometry*. Indek diperoleh dengan menjumlah nilai piksel pada suatu area. Nilai piksel yang digunakan berdasar pada derajat keabuan. Area yang digunakan sesuai dengan area yang dipakai pada indek anatomi satu sampai enam.

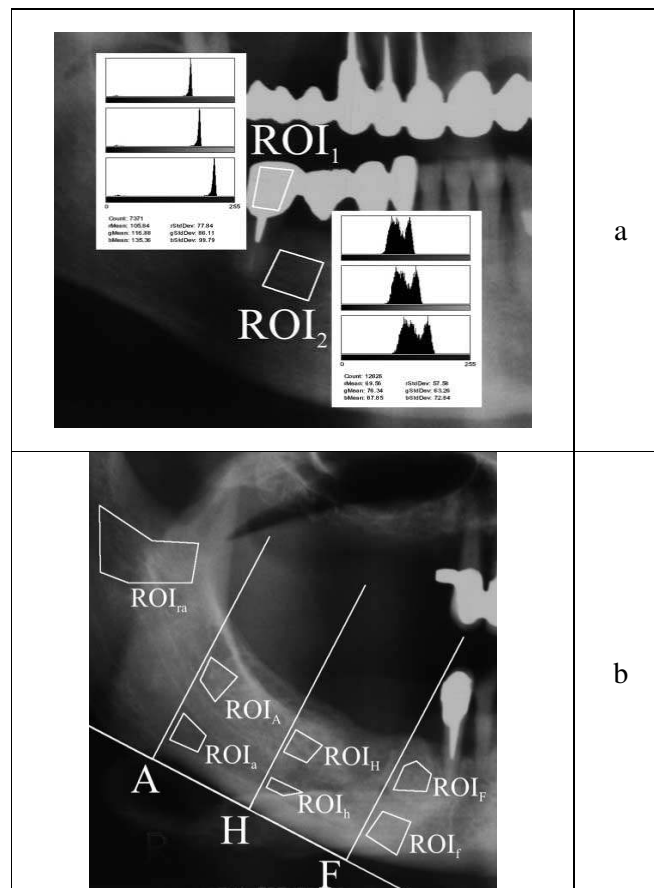
Gambar 2.12 menunjukkan area yang digunakan untuk penghitungan *relative densitometry*. Warna piksel dalam ROI dihitung kemudian ditentukan rata-rata dari setiap ROI. Penghitungan *relative densitometry* diperoleh dari persamaan 12, 13, dan 14 :

$$- \rho_1 = \frac{ROI_A}{ROI_{ra}}, \rho_2 = \frac{ROI_a}{ROI_{ra}}, \rho_3 = \frac{ROI_H}{ROI_{ra}}, \quad (12)$$

$$- \rho_4 = \frac{ROI_h}{ROI_{ra}}, \rho_5 = \frac{ROI_F}{ROI_{ra}}, \rho_6 = \frac{ROI_f}{ROI_{ra}}, \quad (13)$$

$$- \rho_7 = \frac{ROI_A}{ROI_a}, \rho_8 = \frac{ROI_H}{ROI_h}, \rho_9 = \frac{ROI_F}{ROI_f}. \quad (14)$$

Uji coba dilakukan pada dua kelompok citra, citra dengan gigi dan citra tanpa gigi. Anatomic indeks di kelompok tanpa gigi menunjukkan hubungan yang signifikan ($P < 0,02$), sedangkan dengan gigi tidak signifikan. Pada RBD menunjukkan hubungan yang signifikan pada kelompok kontrol ($P < 0,05$) dan test tidak signifikan ($P < 0,12$).

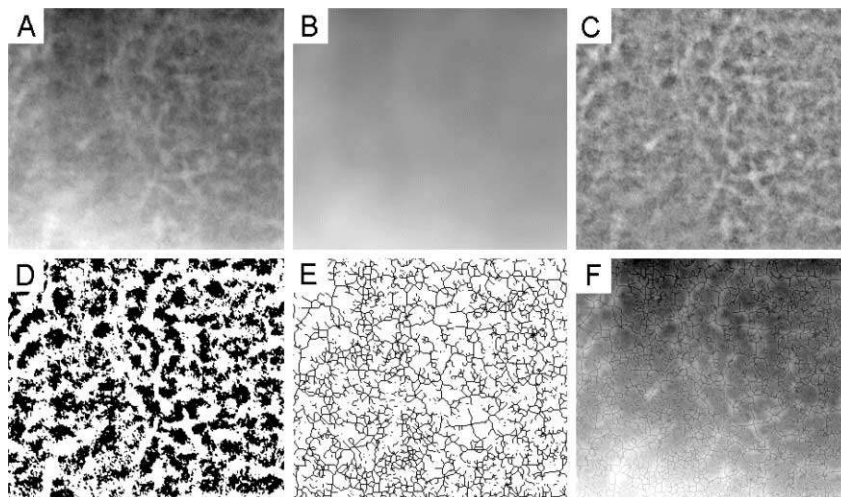


Gambar 2.12 : Area yang digunakan untuk menentukan *relative densitometry*.

Penelitian untuk mengetahui perubahan pola *trabeculae* yang berhubungan dengan patah tulang pinggul (*hip*) dilakukan oleh White dkk (White dkk, 2005). Penelitian dimulai pada tahun 1980. Subject penelitian adalah 8877 wanita yang telah melengkapi kuesioner pendahuluan tentang kesehatan. Patah tulang terjadi pada serangkaian survei lanjutan, administrasi rumah sakit lokal, dan surat kematian. Pengambilan citra radiografi dilakukan pada waktu survei lanjutan.

Pada survei lanjutan tahun 1998, diperoleh 3813 wanita yang menjadi anggota relawan, dan bisa diperoleh *radiograph*-nya. ROI adalah tulang rahang yang menyentuh langit-langit sampai gigi, baik *maxilla* dan *mandibula*. **Gambar 2.13** langkah-langkah proses terhadap ROI. Citra ROI dikaburkan dengan metode *gaussian filter* (**Gambar 2.13b**). Citra asli dikurangi dengan citra terkaburkan, proses diulangi sampai diperoleh citra terkoreksi dengan baik (**Gambar 2.13c**). Citra terkoreksi dibinerkan (**Gambar 2.13d**). Skeleton untuk mendapatkan penompang (**Gambar 2.13e**). Citra asli ditambah dengan skeleton (**gambar 2.13f**).

Analisa dilakukan dalam tiga tahapan : *strut analysis*, *run length analysis*, dan *fourier analysis*. Diperoleh hasil bahwa peningkatan laju patah tulang bersama dengan penurunan rata-rata pajang *node-to-terminus* dalam area *mandibular incisor*. Penurunan *node-to-terminus* rata-rata 0,01 mm pertahun meningkatkan rata-rata patah tulang pinggul dengan akurasi 73% dan $P=0,02$

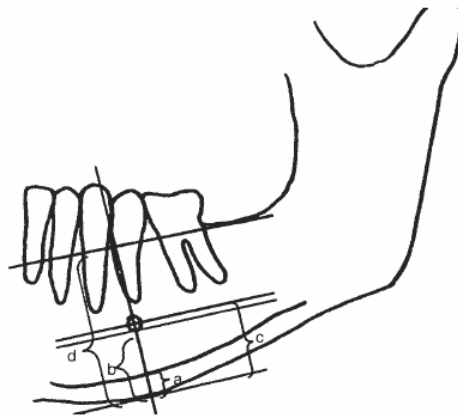


Gambar 2.13 : Sampel ROI yang mengalami proses identifikasi (White, 2005)

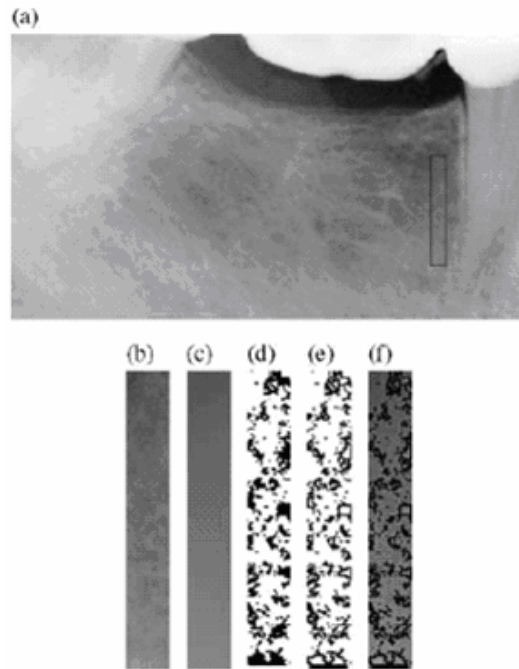
Penelitian untuk membandingkan indeks *mandibular* dan fraktal dilakukan oleh Yasar dan Akgunlu pada tahun 2006. Penelitian Yasar dan Akgunlu bertujuan untuk melihat hubungan osteoporosis dengan melihat gejala pada mulut dan derajat penyerapan (jumlah gigi dan analisa fraktal) pada tulang *mandibula*.

Gejala pada mulut yang digunakan dalam penelitian Yasar dan Akgunlu adalah PMI, CW, CI, M/M. pengukuran dimulai dengan membuat garis mendatar yang bersinggungan dengan batas bawah dari *cortical* tulang *mandibula*. Garis kedua, garis sejajar dengan garis pertama dan melewati tengah-tengah *foramen mentalis*. Garis ketiga, garis sejajar dengan garis pertama dan bersinggungan dengan batas bawah *foramen mentalis*. Garis keempat, garis mendatar yang berada di atas tepi tulang *mandibula*. Kemudian ditarik garis tegak lurus melewati tengah-tengah *foramen mentalis*. Pada **gambar 2.14**, CW adalah tinggi garis *a*, PMI adalah perbandingan antara tinggi *b* dengan *a*, M/M adalah perbandingan tinggi garis *d* dan *c*.

Analisa fraktal dilakukan dengan mengambil ROI persegi panjang ukuran 23x155 piksel (**Gambar 2.15a**). Citra dikenakan proses *gaussian filter* yang menghasilkan citra kabur dan ditambah dengan 128 (**Gambar 2.15c**). Dikenakan batas ambang pada nilai 128, sehingga diperoleh citra biner (**Gambar 2.15d**). Citra biner warnanya dibalik kemudian cari batas-batas tepi (*boundary*), sehingga diperoleh sketsa *trabeculae* (**Gambar 2.15e**). **Gambar 2.15f** merupakan penambahan citra asli dan sketsa *trabeculae*.



Gambar 2.14 : Area untuk pengukuran gejala pada mulut CW = a, PMI = a/b, M/M rasio = d/c (Yasar dan Akgunlu, 2006).



Gambar 2.15 : Citra hasil pemrosesan untuk analisa fraktal (Yasar dan Akgunlu, 2006)

Hasil dari analisa pada Yasar dan Akgunlu diperoleh bahwa tidak ada perbedaan yang signifikan antara osteoporosis dan tidak osteoporosis pada *CW*, *PMI*, *M/M*, dan dimensi fraktal. Perbedaan antara osteoporosis dan tidak osteoporosis terjadi pada *CI*.

Watanabe dkk; tahun 2007 melakukan analisa citra x-ray untuk menggali petunjuk osteoporosis dengan analisa *trabeculae* tulang *mandibula*. Pada penelitian Watanabe, mengambil ROI pada sisi kiri dan kanan tulang mandibula. Hasil penelitiannya tidak diketemukan perbedaan arsitektur kiri dan kanan. Kelompok pria menunjukkan jumlah dan arsitektur *trabeculae* lebih kompleks dibandingkan dengan wanita. Watanabe menggunakan proses citra yang sama dengan White tahun 2000 (Watanabe, 2007).

BAB 3

METODE PENELITIAN

Pada bab metode penelitian ini dibagi menjadi tiga sub bab. Pertama membahas *random graph* metode erdos dan royi. Kedua tentang *random graph* erdos dan royi dengan *k*-NN. Sub bahasan yang ketiga tentang metode untuk pembangkitan *random graph* untuk mengukur kerapatan trabeculae.

3.1 Random Graph Metode Erdos dan Royi

Random graph metode erdos dan royi berangkat dengan simpul sejumlah n , setiap pasang simpul dihubungkan dengan memperhatikan probabilitas P . Konsekuensinya jumlah busur yang terbentuk merupakan sesuatu yang acak (*random*). Sebuah *graph* G dengan n simpul, *random graph* menghubungkan setiap simpul (n) dengan semua simpul lain ($n-1$) dengan memperhatikan probabilitas P . Jika probabilitasnya merupakan fungsi dari jarak *euclidean*, maka nilai probabilitas tergantung pada jarak antar pasangan simpul. **Gambar 3.1** merupakan algoritma *random graph* metode erdos dan royi.

Pada algoritma *random graph* metode erdos dan royi terdapat dua bagian utama, yaitu inisialisasi dan menghubungkan busur. Inisialisasi hanya dieksekusi satu kali pada awal metode, dengan biaya $B(i)$. Pada bagian menghubungkan busur terdapat dua perulangan. Kedua perulangan berjalan mulai satu sampai n . Operasi utama pada algoritma *random graph* erdos dan royi (**Gambar 3.1**) berada dalam percabangan, baris 28. Jika biaya operasi utama adalah $B(op)$. Sehingga dapat dihitung biaya dari *random graph* metode erdos dan royi. Biaya inisialisasi ditambah dengan semua biaya operasi utama. Perhitungan biaya komputasi dapat dilihat pada persamaan

$$B(n) = B(i) + \sum_1^n \sum_1^n B(op),$$

$$B(n) = B(i) + \sum_1^n n(B(op)),$$

$$B(n) = B(i) + n \cdot (n \cdot B(op)),$$

Jika biaya inisialisasi dan operasi utama adalah satu satuan waktu, maka bisa diperoleh biaya untuk *random graph* erdos dan royi adalah

$$B(n) = B(i) + n \cdot n,$$

sehingga diperoleh

$$B(n) = B(i) + n^2.$$

Biaya inisialisasi besarnya selalu konstan dengan syarat dikenakan pada lingkungan yang sama. Jika n sangat besar, maka $B(i)$ sangat kecil dibandingkan dengan nilai n^2 .

```

1. ALGORITMA ErdosRoi(S[1..r,1..c], NodePos[1..m], Pr)
2. // Pembangkitan graph dengan random graph erdos royi k-NN.
3. // Input      : S adalah citra hitam putih, putih merupakan
   simpul
4. //      NodePos adalah array posisi simpul pada S berbentuk
   indek tunggal
5. //      Pr adalah probailitas
6. // Output     : graph dalam bentuk matrik adjecency.
7.
8. //inisialisasi
9. Maxr ← r
10. Maxc ← c
11. n ← m
12. alfa ← 0.95
13. beta ← 1 - alfa
14.
15. L ←  $\sqrt{Maxr^2 + Maxc^2}$ 
16.
17. for i ← 1 to n
18. Gr ←  $\lceil NodePos[i] / Maxr \rceil$ 
19. Gc ← NodePos[i] mod Maxr
20.
21. for i ← 1 to n do
22.   for j ← 1 to n do
23.     Gx[i, j] ← 0
24.
25. //membuat busur  $n_i$  ke  $n-1$ 
26. for Row ← 1 to n do
27.   for Col ← 1 to n do
28.     if (Row != Col)
29.       dist =  $\sqrt{(Gr[Row]-Gc[Row])^2 + (Gr[Col]-Gc[Col])^2}$ 
30.       Pn =  $alfa \cdot e^{(-1 \cdot dist / beta \cdot L)}$ 
31.       if (Pn >= Pr)
32.         Gx[Row, Col] ← 1
33. return Gx

```

Gambar 3.1 : algoritma *random graph* metode erdos dan royi

3.2 Metode Random Graph Erdos Royi dengan k -NN

Metode untuk mengurangi komputasi dalam pembentukan *graph* dengan metode *random graph* erdos dan royi terdiri dari tiga tahapan. Tiga tahapan itu adalah : inialisasi *graph*, mencari k ketetanggaan simpul, dan menghubungkan setiap simpul dengan k tetangga dengan probabilitas P . **Gambar 3.2** diagram alir metode *random graph erdos royi* dengan k -NN.

3.2.1 Inialisasi Graph.

Pada tahapan inialisasi *graph* digunakan untuk menentukan nilai-nilai parameter awal yang dipakai untuk membangun *random graph* metode erdos dan royi yang diintegrasikan dengan k -NN. Dua paramater awal adalah jumlah ketanggaan dari setiap simpul, k dan jarak terjauh dari semua pasangan simpul, L .

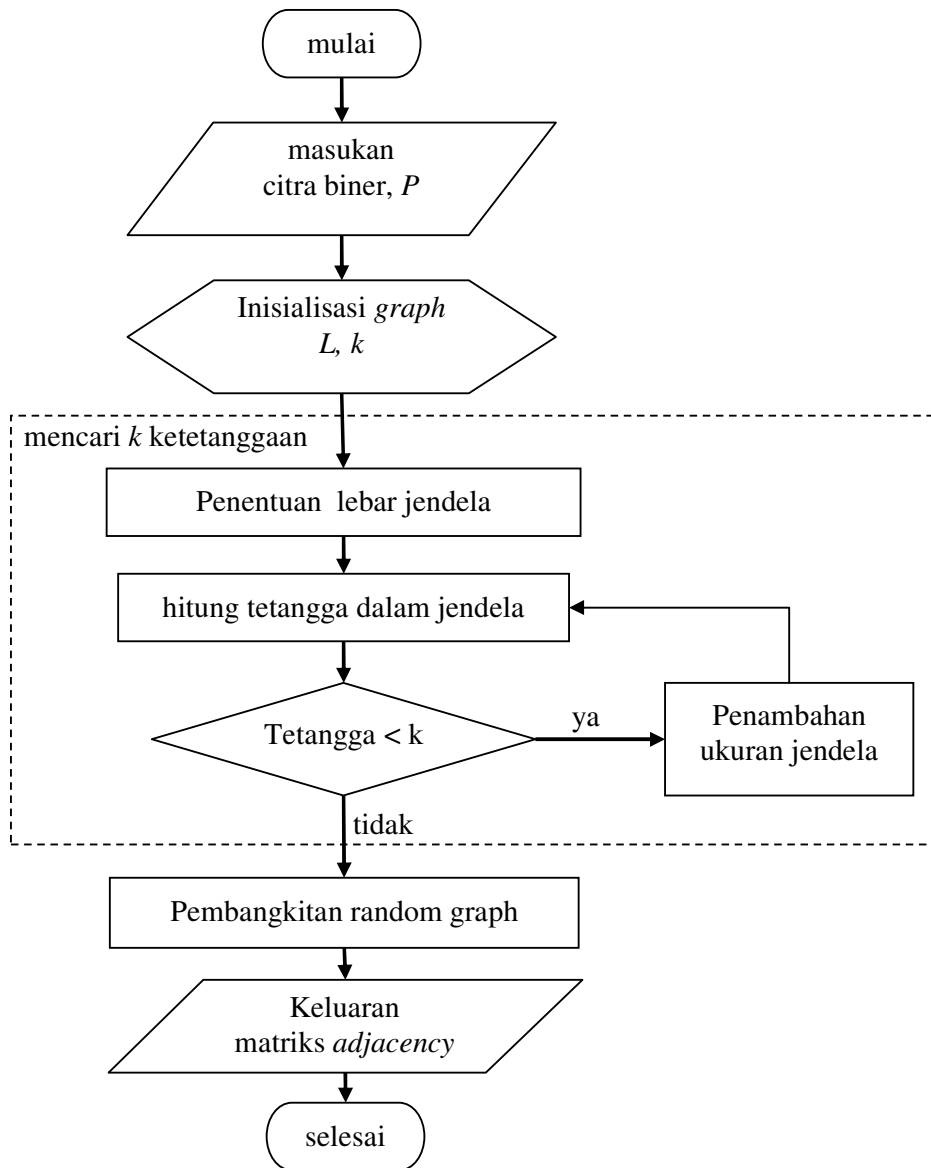
$$P(v,u) = \alpha \cdot e^{-d(u,v)/\beta \cdot L} . \quad (15)$$

Nilai L digunakan untuk menentukan nilai probabilitas antar dua simpul , $P(u,v)$, dengan metode waxman (Gunduz, 2004), persamaan 15, dimana α dan β adalah bilangan konstan dengan besar antara nol sampai dengan satu. $d(u,v)$ adalah jarak *euclidean* antara simpul u dan v . Dalam *graph*, L bisa diperoleh dengan persamaan 16, dimana *skala* adalah lebar dimensi dari *graph*. Dalam penelitian ini, *graph* dibangun berdasarkan citra, maka L diperoleh dari panjang diagonal citra, persamaan 17, dimana p dan l merupakan panjang dan lebar citra sampel.

$$L = \sqrt{2} \cdot skala , \quad (16)$$

$$L = \sqrt{p^2 + l^2} , \quad (17)$$

Random graph metode erdos dan royi menghubungkan setiap simpul (n) ke semua simpul lain ($n-1$). Keterhubungan pasangan simpul memperhatikan probabilitas waxman, seperti dalam persamaan 15. Dengan kata lain, *random graph* metode erdos dan royi mencoba memeriksa keterhubungan semua kemungkinan pasangan simpul, $n(n-1)$.



Gambar 3.2 : Diagram alir metode *random graph* erdos dan royi dengan *k*-NN

Di sisi lain, jika *graph* G dengan setiap simpul dihubungkan dengan k ketetanggaan dan k jauh lebih besar dari $\ln(n)$, maka *graph* G dijamin menjadi *graph* terhubung (Watts dan Strogatz, 1998, Distel, 2000), sesuai persamaan 18. Syarat agar *random graph* menjadi terhubung, seperti pada persamaan 19 (Watts dan Strogatz, 1998, Distel,2000).

$$k \gg \ln(n). \quad (18)$$

$$n \gg k \gg \ln(n) \gg 1. \quad (19)$$

Dalam penelitian ini, untuk mendapatkan nilai k jauh lebih besar dari $\ln(n)$, k diperoleh dengan dua pangkat pembulatan ke bawah $\ln(n)$, seperti persamaan 20.

$$k = 2^{\lfloor \ln(n) \rfloor}. \quad (20)$$

Random graph metode *erdos* dan *royi* dengan k -NN menghubungkan setiap simpul (n) dengan k ketetanggaannya. Sehingga *graph* dapat dihasilkan dengan *random graph* metode *erdos* dan *royi* dengan k -NN. Komputasi dari *random graph* metode *erdos* dan *royi* dengan k -NN adalah $n(k+k^2)$.

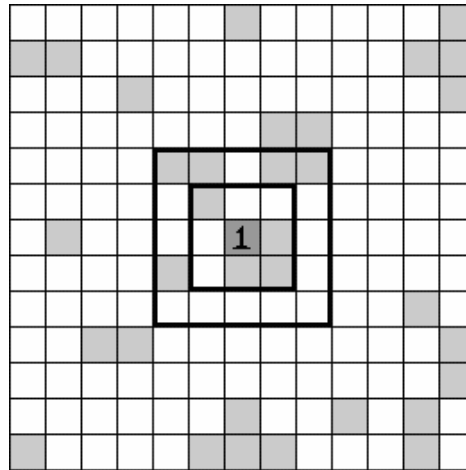
3.2.2 Mencari k Ketetangaan Simpul.

Setelah diperoleh jumlah tetangga dari setiap simpul adalah k , tahapan selanjutnya adalah mencari simpul yang menjadi tetangga dari setiap simpul dengan jumlah k . k tetangga terdekat dapat diperoleh dengan membuat jendela persegi panjang. Ukuran panjang sisi adalah pembulatan ke atas akar k , seperti persamaan 21.

$$\lceil \sqrt{k} \rceil. \quad (21)$$

Diasumsikan bahwa semua bagian dalam jendela terisi dengan simpul secara penuh. Jika semua bagian jendela terisi penuh, maka terdapat jumlah tetangga $\geq k$. Jika dalam jendela terdapat tetangga terdekat kurang dari k , maka lebar sisi jendela ditambah sebesar $k/2$. **Gambar 3.3** merupakan ilustrasi pembuatan jendela k -NN. Ukuran graph 34, diperoleh $\ln(n) = 3,5$ sehingga $k = 8$.

Pada ilustrasi dicari 8-ketetangaan dari titik berlabel angka satu. Pada proses inisialisasi diperoleh lebar jendela tiga dan titik yang menjadi tetangganya delapan. Dalam jendela ukuran 3×3 hanya terdapat empat simpul tetangga, kurang dari k . Lebar jendela ditambah untuk mendapatkan jumlah tetangga lebih besar atau sama dengan k . Hasil penambahan lebar jendela diperoleh simpul tetangga sejumlah sembilan.



Gambar 3.3 : Ilustrasi pembuatan jendela k -NN dengan $n=34$ dan $k=8$,

3.2.3 Pembangkitan Random Graph.

Setiap memperoleh k tetangga terdekat, suatu simpul dibuat busur yang menghubungkan simpul dengan semua k tetangganya. Dalam pembentukan graph ditetapkan suatu nilai probabilitas setiap pasang simpul, P , dengan persamaan 15 Dengan kondisi di atas bisa di hasilkan *random graph* $G_{n,p}$.

Persamaan 15 menghasilkan probabilitas yang mendekati satu sampai mendekati nol. Jika jarak *euclidean* antara dua buah titik semakin dekat maka probabilitasnya semakin besar. Demikian pula sebaliknya, jika jaraknya jauh maka probabilitasnya semakin kecil, cenderung nol. **Tabel 3.1** uji coba rumus 21 dalam simulasi sepuluh angka dengan lebar *skala* 10x10.

Tabel 3.1 : simulasi perhitungan probabilitas waxman

d	P
1	0.2309609
2	0.0561505
3	0.0136511
4	0.0033188
5	0.0008069
6	0.0001962
7	0.0000477
8	0.0000116
9	0.0000028
10	0.0000007

3.2.4 Algoritma Random Graph Erdos dan Royi dengan k -NN

Proses dalam metode *random graph* erdos dan royi dengan k -NN dapat diterjemahkan dalam suatu algoritma. Algoritma mempunyai beberapa bentuk diskripsi. **Gambar 3.4** merupakan algoritma yang menganut salah satu bentuk penulisan algoritma (Levitin, 2007).

```
1. ALGORITMA RGERkNN (S[1..r,1..c], NodePos[1..m], Pr)
2. // Pembangkitan graph dengan random graph erdos royi k-NN.
3. // Input      : S adalah citra hitam putih, putih merupakan
   simpul
4. //      NodePos adalah array posisi simpul pada S berbentuk
5. //      indeks tunggal
6. //      Pr adalah probailitas
7. // Output    : graph dalam bentuk matrik adjecency.
8. Maxr ← r
9. Maxc ← c
10. n ← m
11. //labeling node
12. for i ← 1 to m do
13. S3D[NodePos[i]] ← i
14. k ← 2⌊ln(n)⌋
15. //inisialisasi
16. WidthCheck = ⌊√k⌋
17. WC ← WidthCheck
18. alfa ← 0.95
19. beta ← 1 - alfa
20. L ← √(Maxr2 + Maxc2)
21. for i ← 1 to n
22. Posr ← ⌈NodePos[i]/Maxr⌉
23. Posc ← NodePos[i] mod Maxr
24. for i ← 1 to n do
25. for j ← 1 to n do
26.   Gx[i, j] ← 0
27.
28. //pembuatan busur
29. for NodeIndex ← 1 to n do
30.   NNCount ← 0
31.   S(NodePos[NodeIndex])=9
32.   TLR ← Posr[NodeIndex] - WidthCheck
33.   Tlc ← Posc[NodeIndex] - WidthCheck
34.   BRr ← Posr[NodeIndex] + WidthCheck
35.   BRc ← Posc[NodeIndex] + WidthCheck
```

Gambar 3.4 : Algoritma *random graph* metode *erdos* dan *royi* dengan k -NN

```

36. //pembuatan jendela
37. while (NNCount < k) do
38.   if TLR < 1
39.     BRr = BRr + (-1 * TLR)
40.     TLR = 1
41.   if Tlc < 1
42.     BRrc = BRrc + (-1 * Tlc)
43.     Tlc = 1
44.   if BRr < Maxr
45.     BRr = Maxr
46.   if BRc < Maxc
47.     BRc = Maxc
48.   for i = 1 to (BRr - TLR + 1) do
49.     for j = 1 to (BRc - Tlc + 1) do
50.       NNArea[i, j] = S[TLr+i, Tlc+j]
51.       NNCount = NNCount + S[TLr+i, Tlc+j]
52.       if (NNCount < k)
53.         TLR ← TLR - WC
54.         Tlc ← Tlc - WC
55.         BRr ← BRr + WC
56.         BRc ← BRc + WC
57.       // menentukan data dalam jendela
58.       NNMaxr = BRr - TLR + 1
59.       NNMaxc = BRc - Tlc + 1
60.       //membuat busur ni ke k tetangga
61.       for NNr ← 1 to NNMaxr
62.         for NNc ← 1 to NNMaxc
63.           if (NNArea[NNr, NNc] ← 1)
64.             NNr_S = TLR+NNr-1
65.             NNc_S = Tlc+NNc-1
66.             NNdist =
67.                $\sqrt{(Posr[NodeIndex] - NNr\_S)^2 + (Posc[NodeIndex] - NNc\_S)^2}$ 
68.             Pn =  $\text{alfa} \cdot e^{(-1 \cdot NNdist / \text{beta} \cdot L)}$ 
69.             if (Pn >= Pr)
70.               NN_NodeIndex = S3D(NNr_S, NNc_S)
71.               Gx[NodeIndex, NN_NodeIndex] ← 1
72.       S[NodePos[NodeIndex]] = 1
73.   return Gx

```

Gambar 3.5 : Lanjutan dari algoritma *random graph* metode *erdos* dan *royi* dengan *k*-NN

Pada algoritma *random graph* metode *erdos* dan *royi* dengan *k*-NN terdapat dua bagian utama, yaitu inisialisasi dan menghubungkan busur. Inisialisasi hanya dieksekusi satu kali pada awal metode, biaya $B(i)$. Pada bagian menghubungkan busur terdapat sub bagian untuk mencari *k* ketatangaan di jendela, dan menghubungkan ke busur *k* tetangga. Perulangan untuk menghubungkan busur berjalan *n* kali. Setiap putaran melakukan pembuatan jendela untuk mencari *k* tetangga dan menghubungkan simpul dengan pasangannya sejumlah *k* tetangga.

Biaya untuk mencari ketetanggaan dalam jendela adalah $B(j)$ dan biaya menghubungkan ke k tetangga adalah $B(k)$.

Perulangan untuk membuat jendela dan mencari tetangga terdekat adalah k . Untuk menghubungkan simpul dengan k tetangganya membutuhkan langkah sejumlah luas jendela. Sehingga diperoleh perhitungan biaya

$$B(n) = B(i) + \sum_1^n (B(j) + B(k)),$$

$$B(n) = B(i) + \sum_1^n \left(\sum_1^k B(j) + \sum_1^k \sum_1^k B(k) \right),$$

Jika diasumsikan bahwa $B(j)$ dan $B(k)$ adalah satu satuan waktu, maka

$$B(n) = B(i) + \sum_1^n (k + k^2),$$

$$B(n) = B(i) + n(k + k^2)$$

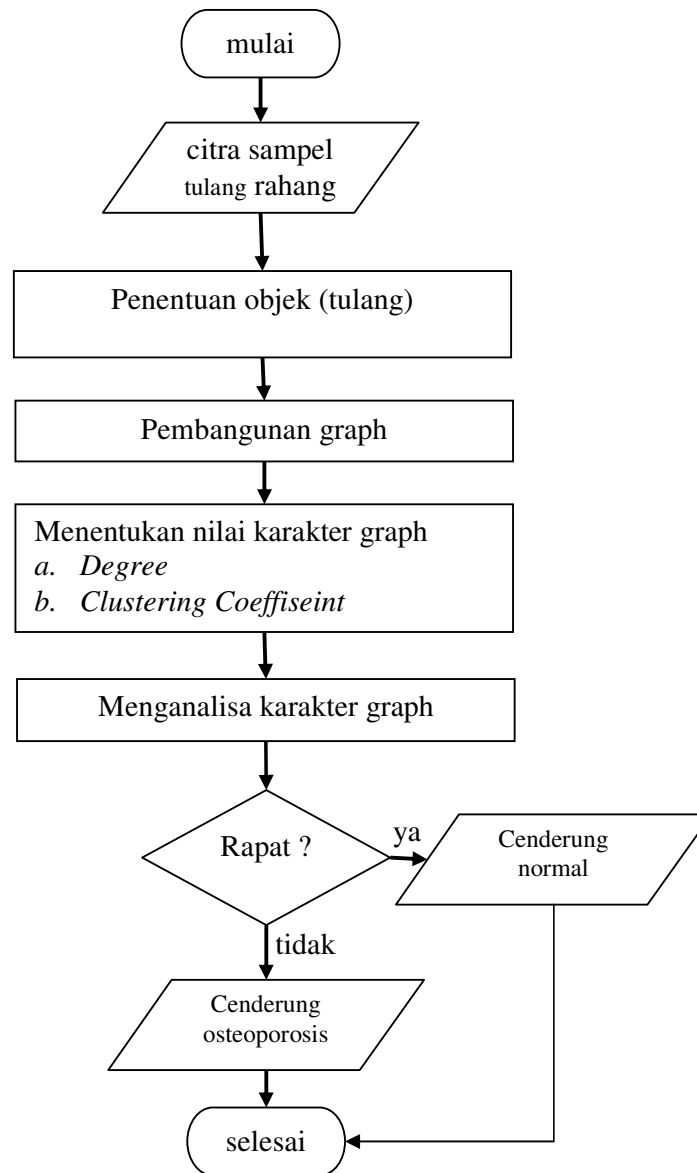
Biaya inisialisasi besarnya selalu konstan dengan syarat dikenakan pada lingkungan yang sama. Jika n sangat besar, maka $B(i)$ sangat kecil dibandingkan dengan nilai $n(k + k^2)$.

3.3 Metode Analisa Kerapatan *Trabeculae*.

Dalam penelitian ini, langkah-langkah yang dilakukan untuk menentukan tingkat kerapatan *trabecula* adalah (i) pengambilan sampel tulang rahang dari citra x-ray gigi, (ii) Penentuan objek, (iii) Pembangunan *graph*, (iv) Menentukan nilai karakter *graph*, dan (v) Menganalisa karakter *graph*. Alur metode dapat dilihat pada **Gambar 3.6**.

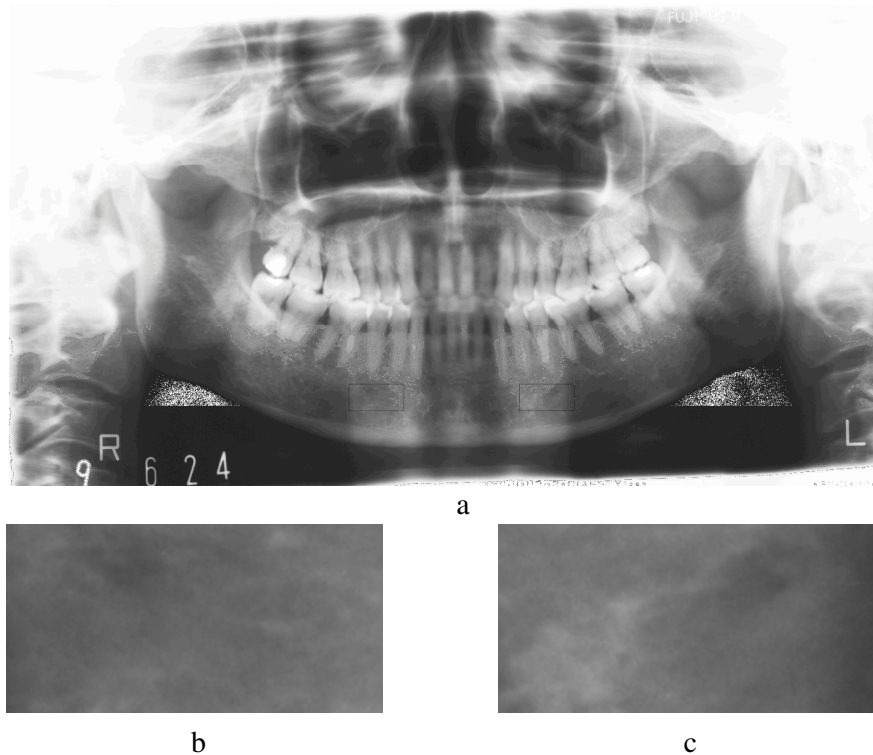
3.3.1 Penentuan Area Tulang Rahang untuk Sample.

Sampel diambil pada area tulang rahang bagian kiri atau kanan. Area yang diambil adalah tulang rahang dibawah gigi *caninus* sampai molar pertama dengan panjang 200 dan lebar 100 piksel. **Gambar 3.7a** merupakan citra x-ray gigi dari salah satu data yang digunakan dalam penelitian ini. Area sampel pada **Gambar 3.7b** ditandai dengan kotak putih.



Gambar 3.6 : Diagram alir metode penentuan osteoprosis

Sampel diambil tanpa menyertakan area akar gigi dan *cortical* tulang *mandibulae*. Pada area sampel yang diambil kemungkinan besar terdapat *foramen mentalis*, yang berupa lubang kecil sehingga bisa dipakai untuk acuan warna area yang tidak padat. Pada area sampel terdapat guratan-guratan (*contour*) putih yang menunjukkan tulang padat, **Gambar 3.7b** dan **Gambar 3.7c**. Jika kerapatan tulang tinggi, maka guratan putih jelas, demikian juga sebaliknya. Guratan-guratan yang lebih putih diambil sebagai tulang *trabeculae*.

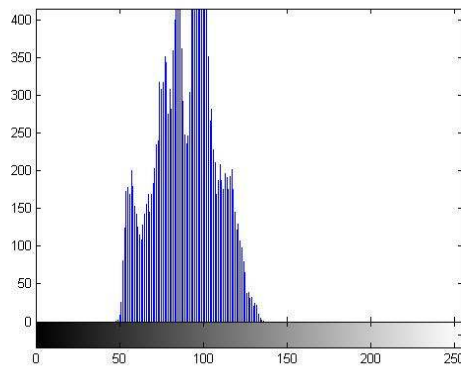


Gambar 3.7 : Citra panoramik gigi (a) citra X-Ray Gigi, (b) area sampel kiri dari citra a, dan (c) area sampel kanan dari citra a.

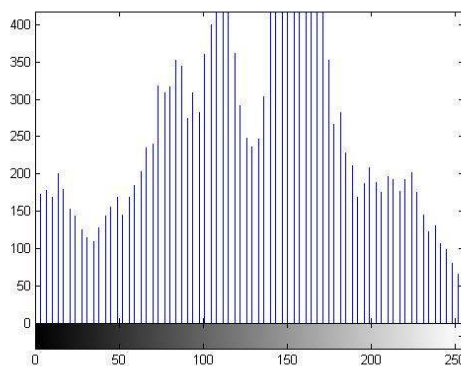
3.3.2 Penentuan Objek

Citra sampel yang telah diperoleh (seperti **Gambar 3.4b**) diolah atau diproses sedemikian rupa untuk memisahkan tulang (guratan putih) dengan obyek-obyek bukan tulang. Pengolahan citra sampel menggunakan metode-metode pemrosesan citra digital yang umum digunakan, seperti : peningkatan kontras (*contrast stretching*), *morphologi*, dan *tresholding* (Gonzales, 2002).

Dalam pemindaian citra sering dihasilkan citra yang kurang jelas. Untuk memperjelas gambar, kontras dapat diperbaiki dengan meningkatkan kontras. Pada penelitian ini sample yang diperoleh indek warna cenderung berada di area tertentu (**Gambar 3.8a**), sehingga gambar tidak jelas. Nilai-nilai piksel citra sampel diubah ke warna abu-abu secara merata (0-255). Nilai terkecil (*minimum*) dari citra sampel ditransformasi ke 0% atau 0 dan nilai terbesar (*maksimum*) dari citra sampel di transformasikan ke 100% atau 255. Perubahan nilai kontras pada citra sampel menggunakan persamaan 22. **Gambar 3.8b** histogram hasil proses peningkatan kontras dari Gambar dengan histogram di **Gambar 3.8a**.



A



B

Gambar 3.8 : Peningkatan kontras pada citra sampel

(a) Histogram salah satu citra sampel.

(b) histogram citra sampel setelah dilakukan peningkatan kontras.

$$b[m,n] = (2^B - 1) \bullet \frac{a[m,n] - \text{minimum}}{\text{maximum} - \text{minimum}} \quad (22)$$

Dimana :

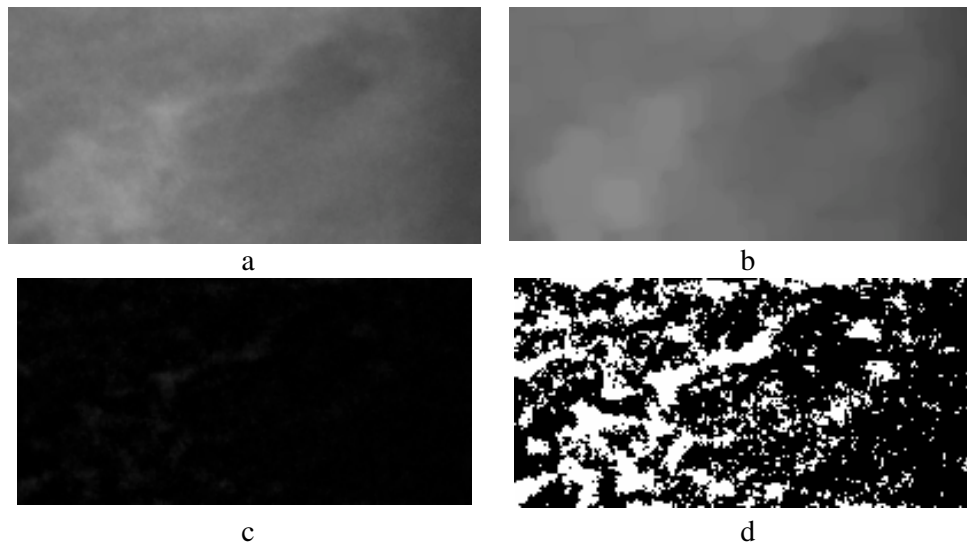
$b[m,n]$: nilai piksel hasil perbaikan kontras.

B : pangkat untuk indek warna, untuk warna abu-abu (*gray*) $B=8$.

$a[m,n]$: nilai piksel citra asal.

Setelah peningkatan citra, obyek diambil menggunakan teknik *morphologi* dengan metode *opening*. **Gambar 3.9b** adalah citra hasil *opening* dari citra **Gambar 3.9a**. Obyek *trabeculae* diperoleh dengan melakukan proses pengurangan citra asli dengan citra hasil *opening*. **Gambar 3.9c** merupakan hasil pengurangan citra pada **Gambar 3.9a** dengan citra pada **Gambar 3.9b**.

Graph memerlukan nilai satu atau nol. Satu dianggap sebagai simpul dan nol dianggap sebagai bukan simpul. Nilai satu dan nol dapat diperoleh dengan merubah citra obyek *trabeculae* ke bentuk citra biner. Pada penelitian ini, metode untuk mengubah citra pada **Gambar 3.9c** ke bentuk citra biner menggunakan *thresholding* dengan metode otsu (Gonzales, 2002). **Gambar 3.9d** merupakan citra biner yang diperoleh proses *thresholding* dari citra obyek *trabeculae*. Tampak pada citra biner hanya piksel putih sebagai satu dan piksel hitam sebagai nol. Dalam pembentukan *graph* pada penelitian ini, piksel putih dianggap sebagai suatu simpul.

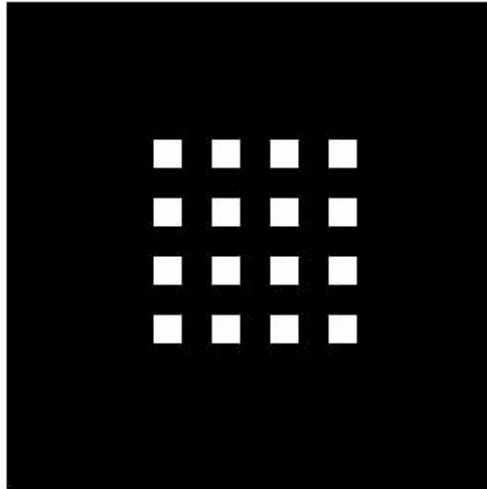


Gambar 3.9 : Pemrosesan awal citra sampel. (a) citra asli dari sampel, (b) citra hasil dari *opening* pada citra asli, (c) citra hasil pengurangan citra asli dan citra hasil *opening*, (d) citra biner dari citra c.

3.3.3 Pembangunan *graph*.

Hasil dari proses penentuan obyek berupa citra *biner*, nilai nol dan satu dari citra *biner* dijadikan acuan pembentukan *graph*. Piksel yang bernilai satu mewakili sebagai *trabeculae*. Piksel bernilai satu dianggap sebagai sebuah simpul. Asumsi bahwa simpul-simpul dalam sampel sebagai simpul terasing yang tidak terhubung dengan busur. **Gambar 3.10** merupakan citra tiruan *trabeculae* yang tersimpan dalam citra biner. Dalam citra tiruan terdapat 144 piksel putih yang berarti terdapat 144 simpul terasing. Satu kotak kecil berisikan 9 piksel putih.

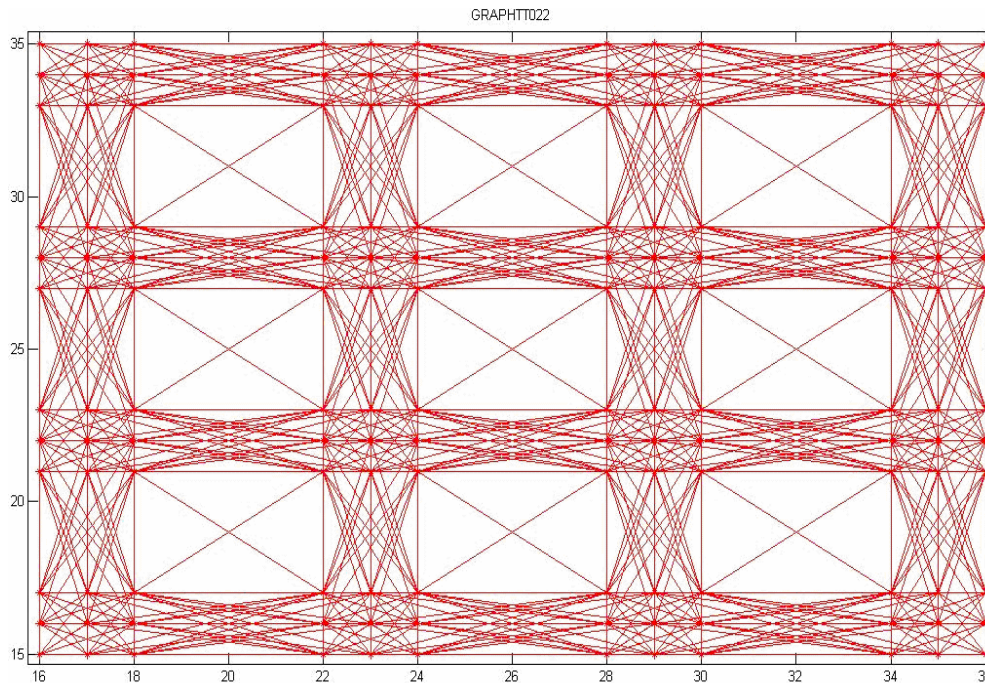
asli TT022 0.2



Gambar 3.10 : Citra tiruan *trabeculae*

Pembentukan *graph* diawali dengan penghubungan setiap simpul dalam citra sampel dengan suatu busur. Pembangkitan busur-busur dalam pembentukan *graph* menggunakan *random graph* metode *erdos* dan *royi* dengan *k*-NN. Simpul yang saling terhubung dihitung probabilitasnya dengan metode *waxman*, persamaan 15. Nilai probabilitas rendah menunjukkan bahwa dua simpul mempunyai jarak yang jauh (panjang). Sebaliknya probabilitas tinggi menunjukkan bahwa dua simpul mempunyai jarak yang dekat (pendek), lihat **Tabel 3.1**.

Keterhubungan antar dua simpul dibatasi dengan nilai ambang. Jika nilai probabilitas dua simpul lebih kecil dari nilai ambang, maka busur yang menghubungkan dua simpul tersebut dihapus. Tujuan dari pemotongan garis penghubung yang mempunyai probabilitas rendah adalah untuk menghapus hubungan dua simpul yang jauh. Manfaatnya, simpul hanya terhubung dengan simpul-simpul yang dekat, sehingga dapat diketahui nilai-nilai karakter dari setiap simpul terhadap simpul tetangga terdekatnya.



Gambar 3.11 : *Graph* dari citra tiruan.

Gambar 3.11 merupakan *graph* hasil dari citra tiruan. Setiap simpul pada citra tiruan dihubungkan dengan nilai ambang probabilitas 0.2 dari citra berukuran 50x50. Tampak *graph* dengan simpul-simpul yang saling berdekatan mempunyai busur lebih banyak dibandingkan dengan yang letaknya berjauhan. Jumlah busur dari sebuah simpul dipengaruhi jumlah simpul tetangga yang dekat dan jarak antar simpul tetangga.

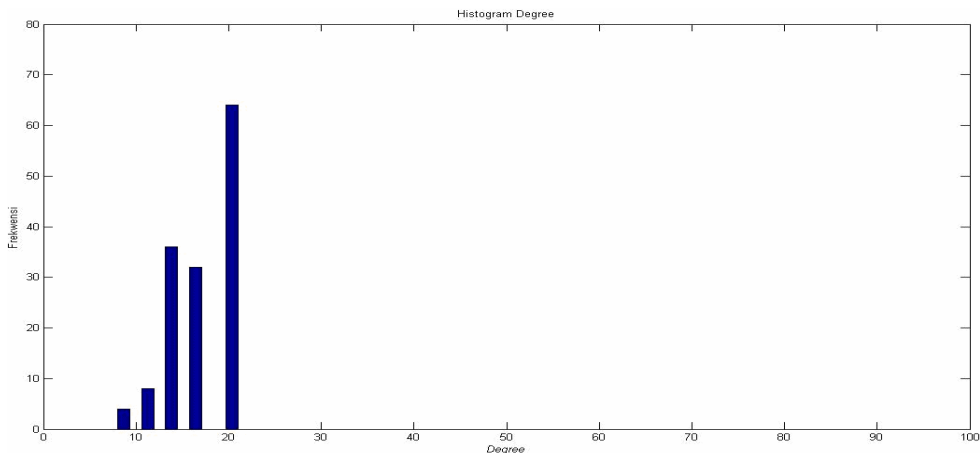
Tampak pada **Gambar 3.11**, simpul-simpul yang mempunyai jarak dekat dengan tetangganya mempunyai jumlah busur lebih banyak dibandingkan dengan simpul yang jarak antar tetangganya jauh. Jumlah busur pada setiap simpul merupakan *degree* dari simpul tersebut. Simpul yang mempunyai *degree* tinggi adalah simpul yang dikelilingi oleh simpul lain dengan jarak yang dekat. Sebaliknya simpul dengan *degree* rendah adalah simpul yang di sekitarnya terdapat simpul-simpul dengan jarak yang cenderung jauh. Simpul dengan jumlah tetangga sedikit cenderung mempunyai *degree* rendah. Simpul dengan tetangga sedikit biasanya berada dipinggir suatu area.

3.3.4 Menentukan nilai karakter *graph*.

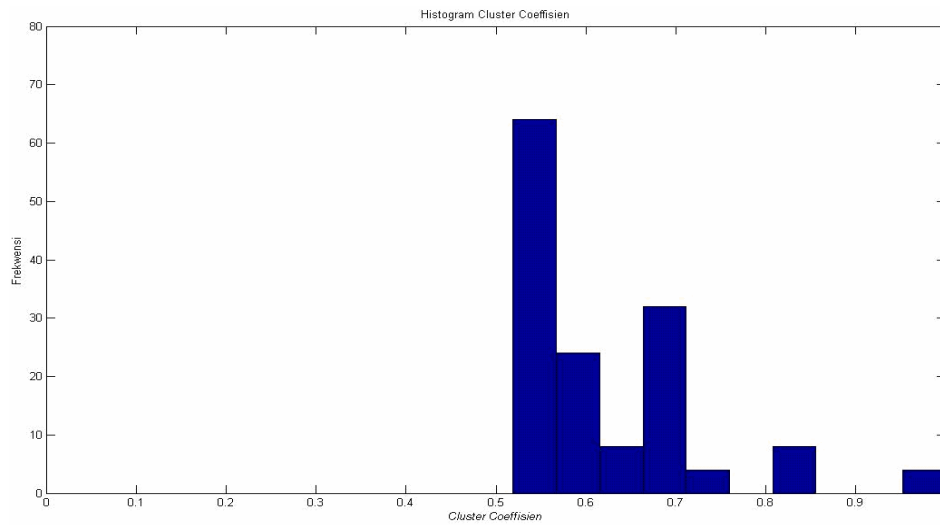
Setiap simpul dari *graph* yang telah dibangun, dihitung nilai karakternya. Karakter yang dihitung adalah *cluster coefficient* (Persamaan 7) dan *degree* (Persamaan 1). *Cluster coefficient* digunakan untuk mengetahui keterhubungan antar simpul yang menjadi tetangga dari suatu simpul. *Degree* sebuah simpul dalam sebuah *graph* dipakai untuk menentukan kerapatan dari sebuah *graph*.

Nilai *degree* dan *cluster coefficient* dibuat suatu histogram. Histogram digunakan untuk mengetahui distribusi dari *degree* dan *cluster coefficient*, menggunakan persamaan 6. Distribusi *degree* dan *cluster coefficient* dapat dibuat suatu grafik pada ruang keistimewaan. Graph yang terdapat pada **Gambar 3.10** menghasilkan histogram *degree* (**Gambar 3.12**) dan *cluster coefficient* (**Gambar 3.13**). Grafik pada ruang keistimewaan dapat dilihat pada Gambar 3.16.

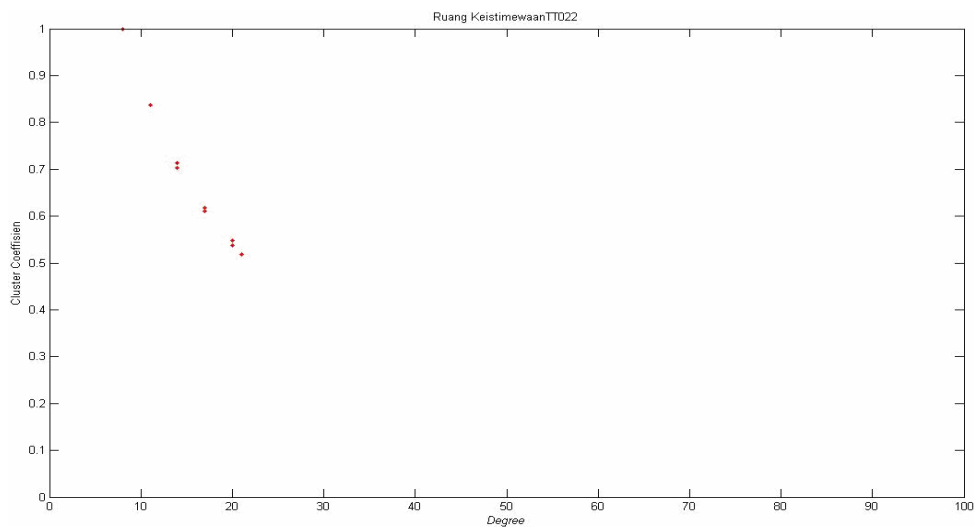
Tampak pada **gambar 3.12** simpul yang mempunyai *degree* tinggi mempunyai jumlah yang dominan, sehingga ada kemungkinan simpul-simpulnya rapat. Tetapi lihat pada **Gambar 3.13** tingkat keterhubungan antar tetangganya rendah. Hal itu berarti bahwa simpul mempunyai tetangga banyak tetapi jaraknya cenderung berjauhan, sehingga hubungan ketetanggaannya rendah. Kondisi itu dapat dilihat dengan mudah pada ruang keistimewaan. Grafik pada ruang keistimewaan (**Gambar 3.14**) cenderung membentuk garis kearah bawah dengan tajam, berarti antar simpul mempunyai tingkat keterhubungan rendah walaupun *degree*-nya tinggi.



Gambar 3.12 : Histogram *degree* dari citra tiruan



Gambar 3.13 : Histogram *cluster coefficient* dari *graph* citra tiruan

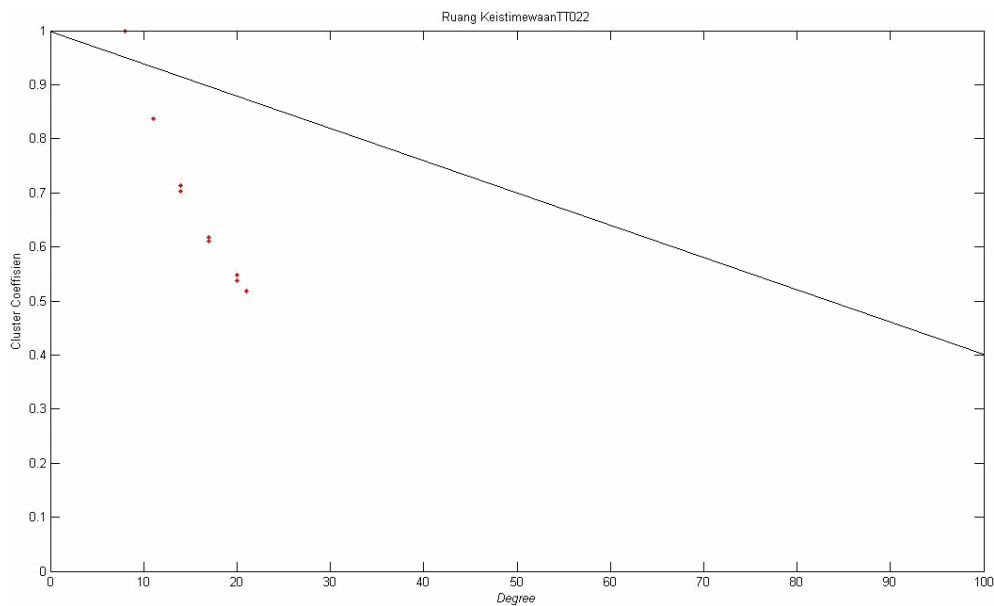


Gambar 3.14: Grafik ruang keistimewaan dari citra tiruan

3.3.5 Menganalisa karakter *graph*.

Data-data dari citra dengan piksel putih yang cenderung rapat mempunyai perilaku yang berbeda dibanding dengan citra dengan piksel putih yang cenderung jarang. Melihat perbedaan kedua perilaku dapat dilihat dengan jelas di ruang keistimewaan. Dalam penelitian ini, Melihat perbedaan kedua perilaku dilakukan dengan membuat citra tiruan dalam dua kelompok. Citra tiruan dalam kelompok piksel putih renggang dan kelompok dengan piksel putih jarang.

Prilaku dari dua kelompok citra tiruan diamati kecenderungan letak data dalam ruang keistimewaan. Citra tiruan dengan piksel putih jarang mempunyai kecenderungan *degree* dan *cluster coefficient* cenderung rendah. Citra tiruan dengan piksel putih padat mempunyai kecenderungan *degree* dan *cluster coefficient* cenderung tinggi. Berawal dari kecenderungan data yang diperoleh dari ruang keistimewaan ditarik suatu garis untuk menentukan batas area diruang keistimewaan yang membagi dua menjadi ruang untuk piksel di area jarang dan piksel di area padat. **Gambar 3.15** adalah ilustrasi garis batas untuk memisahkan area padat dan jarang. Data-data simpul yang berada di atas garis berarti data mempunyai kecenderungan berada di area padat. Data-data simpul yang berada di bawah garis batas mempunyai kecenderungan di area jarang.



Gambar 3.15: Ilustrasi garis batas area jarang dan padat di ruang keistimewaan

BAB 4

IMPLEMENTASI PERANGKAT LUNAK

Dalam Bab empat dibahas tentang emplementasi dari *random graph* metode *erdos* dan *royi* dengan *k*-NN dan beberapa perangkat lunak pendukung. Perangkat lunak pendukung antara lain : menghitung nilai karakter *graph*, menampilkan hasil dalam bentuk grafik, dan perangkat lunak untuk uji coba dengan bahan tiruan.

4.1 Random Graph Metode Erdos dan Royi

Random graph metode *erdos* dan *royi* menghubungkan setiap simpul dengan simpul yang lain. Terhubung atau tidak terhubungnya sepasang simpul ditentukan oleh probabilitas P atau $(1-P)$. Algoritma *Random graph* metode *erdos* dan *royi* pada **Gambar 3.6** diterjemahkan dalam *pseudocode* seperti pada **Gambar 4.1** Pengembalian dalam bentuk matriks *adjacency*.

```
function G = ErdosRoyi(S, NodePos, Pr)
%function to generate random graph with Erdos n Royi method
% S      : source image (bw color) with containt node
% NodePos : Node Position will generate from S
NodeCount = length(NodePos);
%global distance
[Maxr Maxc] = size(S);
[Gr Gc]     = ind2sub([Maxr Maxc], NodePos);
Alfa        =0.95;
Beta        =1.0 - alfa;
L           = sqrt(power(Maxr,2)+power(Maxc,2));
%build initial of adjacency matriks
Gx = uint8(zeros(NodeCount, NodeCount));
for Row = 1:NodeCount
    for Col = 1:NodeCount
        if (Row ~= Col)
            %distance in matric model
            Dist = sqrt(power(Gr(Row)-Gr(Col),2)+power(Gc(Row)-Gc(Col),2));
            Pn = alfa*power(exp(1), (-1*(Dist/(beta*L))));
            if (Pn >= Pr)
                Gx(Row, Col)=1;
            end
        end
    end
end
G=Gx;
```

Gambar 4.1 : *Pseudocode Random graph* metode *erdos* dan *royi*

4.2 Random Graph Metode Erdos dan Royi dengan k -NN.

Pengembangan dari *random graph* metode Erdos dan Royi adalah menambahkan metode k -NN untuk menghubungkan busur pada setiap simpul dengan k -ketanggaaan terdekat. Algoritma *random graph* metode Erdos dan Royi dengan mengintegrasikan metode k -NN tertera pada **Gambar 3.4** pada **Bab 3**. Algoritma dari **Gambar 3.4** di terjemahkan dalam bahasa pemrograman Matlab versi 7.1, seperti dalam **Gambar 4.2**.

```
function [G Gw]= RGkNN(S, NodePos, Pr)
% S      : source image (bw color) with containt node
% NodePos : Node Position will generate from S
% Pr     : Probabilitas for pruning edge
[Maxr Maxc] = size(S);
S3D = zeros(Maxr, Maxc);
%n is number of node, k = number of NN
n = length(NodePos);
S3D(NodePos) = 1:1:n;

k = power(2, floor(log(n)));
WidthCheck = ceil(sqrt(k)); %wid
WC = WidthCheck;
alfa=0.95;
beta=1.0 - alfa;
L = sqrt(power(Maxr,2)+power(Maxc,2));
[Posr Posc] = ind2sub([Maxr Maxc], NodePos);
%build adjacency matriks
Gx = uint8(zeros(n, n));
Gxw = Gx;
for NodeIndex = 1:1:n
    %cek ke NN
    NNCount = 0;
    S(NodePos(NodeIndex)) = 9;
    TLR = Posr(NodeIndex) - WidthCheck;
    TLC = Posc(NodeIndex) - WidthCheck;
    BRr = Posr(NodeIndex) + WidthCheck;
    BRc = Posc(NodeIndex) + WidthCheck;
    // built window n find k-NN
    while (NNCount < k)
        if TLR < 1
            BRr = BRr + (-1 * TLR);
            TLR = 1;
        end;
        if TLC < 1
            BRc = BRc + (-1 * TLC);
            TLC = 1;
        end;
        if BRr > Maxr
            BRr = Maxr;
        end;
    end;
```

Gambar 4.2 : Pseudocode Random graph metode Erdos dan Royi dengan k -NN.

```

        if BRC > Maxc
            BRc = Maxc;
        end;
        NNArea = S(TLr:BRr, TLc:BRc);
        NNCount = sum(sum(NNArea))-9;
        if (NNCount < k)
            TLr = TLr - WC;
            TLc = TLc - WC;
            BRr = BRr + WC;
            BRc = BRc + WC;
        end
        CountLoop =CountLoop +1;
    end;
    %define list position NN of current node in NNArea
    NNMaxr = BRr - TLr + 1;
    NNMaxc = BRc - TLc + 1;
    %built graph on k-NN
    for NNr =1:1:NNMaxr
        for NNc = 1:1:NNMaxc
            if (NNArea(NNr, NNc) ==1)
                NNr_S = TLr+NNr-1;
                NNc_S = TLc+NNc-1;
                NNdist = sqrt(power(Posr(NodeIndex)-NNr_S, 2)+
                    power(Posc(NodeIndex)-NNc_S, 2));
                Pn = alfa*power(exp(1), (-1*(NNdist/(beta*L))));
                if (Pn >= Pr);
                    NN_NodeIndex = S3D(NNr_S, NNc_S);
                    Gx(NodeIndex, NN_NodeIndex)=1;
                    Gxw(NodeIndex, NN_NodeIndex)=Pn;
                end
            end
        end
    end
    S(NodePos(NodeIndex)) = 1;
end;
G = Gx;
Gw = Gxw;

```

Gambar 4.3 : Lanjutan dari *pseudocode Random graph metode erdos dan royi* dengan *k-NN*.

4.3 Perangkat lunak untuk Uji Coba Erdos dan Royi dengan *k-NN*

Pseudocode pada **Gambar 4.3** perlu diuji coba untuk melihat kelemahan dan kelebihan dari algoritma (**gambar 3.4** pada **Bab 3**) yang dirancang peneliti. Perlakuan uji coba menggunakan spesifikasi data yang tertera pada **Tabel 3.1**. *Pseudocode* untuk uji coba menggunakan *pseudocode* pada **Gambar 4.4**. Hasil uji coba di simpan dalam berkas data digital berbentuk *latus 123*, *dat_ugrap3.wk1*. Penyimpanan dalam bentuk *lotus 123* dimaksudkan untuk memudahkan pengolahan data dengan perangkat bantu lain, misal ms exel. Hasil uji coba dapat dilihat pada **Bab 5** yang membahas tentang uji coba dan evaluasi.

```

function UjiGrap
%function to compare two model graph
%Random Graph ErdosRoi vs ErdosRoi with kNN

NumData = 100;
Dat_UjiGrap = zeros(NumData,3);
for ND = 1:1:NumData
    %generate file name
    tmp = num2str(ND);
    l = length(tmp);
    if l ==1
        filnam = ['. \UJI_GRAP\UG00' tmp];
    elseif l==2
        filnam = ['. \UJI_GRAP\UG0' tmp];
    else
        filnam = ['. \UJI_GRAP\UG' tmp];
    end

    %read data
    xn = imdivide(imread([filnam '.TIF']),255);
    np = find(xn);

    %test Erdos royi
    tic;
    gr = ErdosRoi(xn, np, 0.5);
    t_GER = toc;

    %test ERkNN
    tic;
    [gk gkw] = RGkNN(xn, np, 0.5);
    t_kNN = toc;

    NumNode = length(np);
    a = length(find(gk));
    b = length(find(gr));
    Dat_UjiGrap(ND,1) = NumNode;
    Dat_UjiGrap(ND,2) = t_kNN;
    Dat_UjiGrap(ND,3) = t_GER;

    %display data
    fprintf('%6.2f %6.2f %8.4f %8.4f %6.2f %6.2f\n',ND,
    NumNode, t_kNN, t_GER, a, b);
end;
%write data to disk
wklwrite('. \UJI_GRAP\DAT_UGRAP3.wkl',Dat_UjiGrap);

```

Gambar 4.4 : Pseudocode untuk uji coba erdos dan royi dengan k-NN

4.4 Menghitung Degree

Salah satu karakter *graph* yang dipakai adalah *degree*. Perhitungan *degree* pada *graph* yang disimpan dalam matriks *adjacency* menggunakan persamaan 1.

Gambar 4.5 merupakan *pseudocode* untuk menghitung nilai *degree* dari setiap simpul. *Degree* didapat dari penjumlahan tiap baris matriks *adjacency*.

```

function ND = NodeDegreeW(Gr)
%function for count number of node's degree
%Gr      : Graph in adjacency matrix

CountNode=length(Gr);
Deg = zeros(CountNode, 2);
for b=1:1:CountNode
    Deg(b,1)=sum(Gr(b,:));
end;

ND= Deg;

```

Gambar 4.5 : Pseudocode untuk menghitung *degree*.

4.5 Menghitung *Cluster Coefficient*

Karakter graph yang kedua adalah *cluster coefficient*. Perhitungan *cluster coefficient* menggunakan persamaan 7. **Gambar 4.6** merupakan penerjemahan persamaan 7 ke dalam bahasa pemrograman.

```

function NCC = ClusterCoeffisien(Gr, deg)
%function for count number of cluster coeffisien
%Gr      : Graph in adjacency matrix
%deg     : degree of each node
CountNode=length(Gr);
CluCoe = zeros(CountNode, 1);
% calculate CC from 1 to n
for a = 1:1:CountNode
    CountCC = 0;
    NN_Pos = find(Gr(a,:)==1);
    NN_Count = length(NN_Pos);
    % cek all NN possible
    while(NN_Count > 1)
        NN_Current = NN_Pos(1);
        NN_Pair = NN_Pos(2:NN_Count);
        Pair_Count = NN_Count - 1;
        for b =1:1:Pair_Count
            if (Gr(NN_Current, NN_Pair(b))==1)
                CountCC=CountCC+1;
            end;
        end;
        NN_Pos = NN_Pair;
        NN_Count = length(NN_Pos);
    end;
    %record CC if degree > 0
    if (deg(a) > 1)
        CluCoe(a)=(2*CountCC)/(deg(a)*(deg(a)-1));
    end
end;
NCC = CluCoe;

```

Gambar 4.6: Pseudocode untuk perhitungan *cluster coefficient*.

4.6 Bagian Utama untuk Memproses Bahan Uji Coba Citra *Trabeculae*.

Citra *trabeculae* dikelompokkan sesuai status osteoporosis berdasarkan nilai BMD, lihat **tabel 5.2**. Data hasil proses ditandai sesuai dengan status osteoporosis. Status *P* untuk citra *trabeculae* dari citra x-ray panoramik gigi yang terkena positif osteoporosis. Status *N* untuk menandai citra *trabeculae* dari citra x-ray panoramik gigi yang normal dan *osteopenia*. **Gambar 4.7** adalah *pseudocode* untuk menguji coba 100 citra *trabeculae* pada *mandibulae* yang diambil dari citra x-ray panoramik gigi .

```
function W_main(pth);
%data for osteoporosis
Data_ostp = [2 4 8 9 12 15 19 21 25 37 51 55 58 61 69 72 73 75 77
            G8 79 81 84 91 96];
%data for normal
Data_ostn = [1 3 5 6 7 10 11 13 14 16 17 18 20 22 23 24 26 27 28
            29 30 31 32 33 34 35 36 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47
            48 49 50 52 53 54 56 57 59 60 62 63 64 65 66 67 68
            70 71 74 76 80 82 83 85 86 87 88 89 90 92 93 94 95 97
            98 99 100];

th = pth;
sse = 11;
%initialisation for normal
status = 'N';
Data = Data_ostn;
MaxLoop =length(Data);
%build graph for all data
for b = 1:2
    for a=1:MaxLoop
        %generate file name
        tmp = num2str(Data(a));
        l = length(tmp);
        if l ==1
            filnam =['S00' tmp];
        elseif l==2
            filnam =['S0' tmp];
        else
            filnam =['S' tmp];
        end
        %measure time of computation
        tic;
        [xn s hp] = preproimW([filnam 'L.TIF'], sse);
        xNodeList = find(xn==1);
        Wx = s(xNodeList);
        [Gx Gxw] = RGkNN(xn, xNodeList, th);
        Dx = NodeDegreeW(Gx, Wx);
        Cx = ClusterCoeffisienW(Gx, Gxw, Dx(:,1), Wx);
        t = toc;
```

Gambar 4.7 : *Pseudocode* uji coba citra *trabeculae*.

```

        save(['.\DATA_GRAPH\' status filnam 'GX.MAT'], 's', 'xn',
            'Gx', 'Gxw', 'xNodeList', 'Dx', 'Cx', '-mat');
        fprintf('%03d %03d %07d %08.2f \n', a, Data(a),
            length(xNodeList), t);
        clear s xn xNodeList Go Gow Gxw Gx Dx Wx Cx t;
    end
    %initialisation for osteoporosis
    status = 'P';
    Data = Data_ostp;
    MaxLoop =length(Data);
    fprintf('\n');
end

```

Gambar 4.8: Lanjutan pseudocode uji coba citra *trabeculae*.

4.7 Penghitungan Rasio Kerapatan Tulang

Kerapatan *trabeculae* dihitung dengan menentukan sebuah garis. Garis menyinggung titik (0,1) dan (500, 0,4) pada ruang keistimewaan. Jika titik *trabeculae* berada di bawah garis batas termasuk titik berada di area jarang. Jika titik *trabeculae* berada di atas garis batas termasuk titik berada di area rapat. *Pseudocode* untuk kalkulasi rasio kerapatan tulang tertera pada **Gambar 4.9**.

```

function W_acurasi
Data_ostp = [2 4 8 9 12 15 19 21 25 37 51 55 58 61 69 72 73 75 77
            78 79 81 84 91 96];
Data_ostn = [1 3 5 6 7 10 11 13 14 16 17 18 20 22 23 24 26 27 28
            29 30 31 32 33 34 35 36 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47
            48 49 50 52 53 54 56 57 59 60 62 63 64 65 66 67 68
            70 71 74 76 80 82 83 85 86 87 88 89 90 92 93 94 95 97
            98 99 100];

Data = Data_ostn;
MaxLoop = length(Data);
rerata = zeros(100, 5);
status = 'N';
for i=1:2
    for a=1:MaxLoop
        %generate file name
        tmp = num2str(Data(a));
        l = length(tmp);
        if l ==1
            filnam =['S00' tmp];
        elseif l==2
            filnam =['S0' tmp];
        else
            filnam =['S' tmp];
        end
        load(['.\DATA_GRAPH\' status filnam 'GX.mat'], 'xNodeList', 'Cx', 'Dx');
        JmlNode = length(xNodeList);
    end
end

```

Gambar 4.9 : *Pseudocode* untuk kalkulasi rasio kerapatan *trabeculae*

```

%calculation ratio of trabeculae
dibawah = 0;
diatas = 0;
for j = 1:JmlNode
    y = Cx(j,1);
    fx = ((-0.7/500)*Dx(j,1)) +1;
    if y <= fx
        dibawah = dibawah + 1;
    else
        diatas = diatas + 1;
    end;
end
rerata(Data(a), 1) = Data(a);
rerata(Data(a), 2) = status;
rerata(Data(a), 3) = JmlNode;
rerata(Data(a), 4) = dibawah;
rerata(Data(a), 5) = diatas;
end
Data = Data_ostp;
MaxLoop = length(Data);
status = 'P';
end
wklwrite('test_acurasi.wk1',rerata);

```

Gambar 4.10 : Lanjutan *pseudocode* untuk kalkulasi rasio kerapatan *trabeculae*

4.8 Menampilkan *Graph* Secara Grafis.

Data dari citra *trabeculae* yang telah diproses disimpan dalam bentuk berkas digital. Data belum bisa diamati secara visual. **Gambar 4.11** *pseudocode* untuk visualisasi data. Penampilan data dalam bentuk grafik membantu untuk pengamatan data. Data yang bentuk dalam grafik adalah *graph* dalam bentuk garis dan simpul, histogram *degree*, histogram *cluster coefficient*, dan grafik ruang keistimewaan antara *degree* dan *cluster coefficient*

```

function W_Load
%data of osteoporosis
Data_ostp = [2 4 8 9 12 15 19 21 25 37 51 55 58 61 69 72 73 75 77
            78 79 81 84 91 96];
%data of normal
Data_ostn = [1 3 5 6 7 10 11 13 14 16 17 18 20 22 23 24 26 27 28
            29 30 31 32 33 34 35 36 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47
            48 49 50 52 53 54 56 57 59 60 62 63 64 65 66 67 68
            70 71 74 76 80 82 83 85 86 87 88 89 90 92 93 94 95 97
            98 99 100];

rerata = zeros(100, 8);

```

Gambar 4.11 : *Pseudocode* untuk visualisasi data dari *random graph*.


```

%initilisation
Data = Data_ostn;
MaxLoop = length(Data);
status = 'N';
%generate all visualisation of graph
for b = 1:2
    for a=1:MaxLoop
        tmp = num2str(Data(a));
        l = length(tmp);
        if l ==1
            filnam =['S00' tmp];
        elseif l==2
            filnam =['S0' tmp];
        else
            filnam =['S' tmp];
        end
        fprintf([tmp status filnam '\n']);
        %load data

        load(['.\DATA_GRAPH\' status filnam 'GX.mat'], 'Gx','Gxw',
            'xNodeList', 's','Cx', 'Dx');
        %save data to aaray
        JmlNode = length(xNodeList);
        rerata(Data(a), 1) = Data(a);
        rerata(Data(a), 2) = status;
        rerata(Data(a), 3) = JmlNode;
        rerata(Data(a), 4) = sum(Cx(:,1));
        rerata(Data(a), 5) = sum(Cx(:,2));
        rerata(Data(a), 6) = sum(Dx(:,1));
        rerata(Data(a), 7) = sum(Dx(:,2));
        %built visualisation

        [r c] = ind2sub(size(s),xNodeList);
        figure, gplot(Gx, [c r], '-*r'), title(['GRAPH ' status ' ' filnam]),
        xlabel('\it x'),
        ylabel('\it y'),
        saveas(gcf, ['. \DATA_DEGRE\GR' status filnam '.jpg']);
        close(gcf);
        figure, imshow(s), title([status filnam]),
        xlabel('\itIndek Gray Level'),
        ylabel('Frekwensi'),
        saveas(gcf, ['. \DATA_PREIM\S' status filnam '.jpg']);
        close(gcf);

        figure, plot(Dx(:,1), Cx(:,1), 'R.'), title([status filnam]),
        xlabel('\itDegree'),
        ylabel('Cluster Coeffisien'),
        axis([0 300 0 1]);
        saveas(gcf, ['. \DATA_DEGRE\IO' status filnam '.jpg']);
        close(gcf);
        figure, hist(Cx(:,1)), title(['C1 ' status filnam]),
        xlabel('\itCluster Coeffisien'),
        ylabel('Frekwensi'),
        axis([0 1 0 4000]);
        saveas(gcf, ['. \DATA_PREIM\C1\C1' status filnam '.jpg']);
        close(gcf);

```

Gambar 4.12 : Lanjutan *pseudocode* untuk visualisasi data dari *random graph*.

```

        figure, hist(Dx(:,1)), title(['D1 ' status filnam]),
        xlabel('{\itDegree}'),
        ylabel('Frekwensi'),
        axis([0 300 0 4000]);
        saveas(gcf, ['./DATA_PREIM\D1\D1' status filnam '.jpg']);
        close(gcf);
    end
    Data = Data_ostp;
    MaxLoop = length(Data);
    status = 'P';
end
wklwrite('test_data1.wkl', rerata);

```

Gambar 4.13 : lanjutan *pseudocode* untuk visualisasi data dari *random graph*.

4.9 Pemrosesan Awal Citra *Trabeculae*

Pemrosesan awal citra *trabeculae* bertujuan untuk mendapatkan obyek *trabeculae* dari citra sampel *mandibula*. Mendapat obyek citra *trabeculae* diperoleh dengan menerapkan proses opening untuk mendapatkan citra bukan obyek. Kemudian citra asli dikurangi citra hasil opening. Citra hasil pengurangan diubah dalam bentuk citra biner. Derau pada citra biner dihapus dengan menggunakan proses *opening* dengan menggunakan *structure element* cakram dan ukuran jari-jari 1. **Gambar 4.14** adalah *pseudocode* pemrosesan awal bagi citra *trabeculae*. Hasil dari pemrosesan awal adalah citra biner yang bersih dari derau, piksel putih mewakili *trabeculae* dan piksel hitam bukan *trabeculae*.

```

function [ppi sa bw]= preproimW(filename, u)
%read source image from ROI with size 200 x 500
s = imread(filename, 'PixelRegion', {[1 200], [1 100]});
[a b c] = size(s);
if c > 1
    sg = rgb2gray(s);
else
    sg = s;
end
%implemmentation opening to x with structure element disk
bg = imopen(sg, strel('disk',u));
%to get background from x
o = imsubtract(sg, bg);
%transform to bw
sa=imadjust(o,stretchlim(o), [0 1]);
bw = im2uint8(im2bw(o, graythresh(o)));
%filter with opening
bwsgfh = imopen(bw, strel('disk',1));
ppi = imdivide(bwsgfh, 255);

```

Gambar 4.14 : *Pseudocode* pemrosesan awal bagi citra *trabeculae*.

BAB 5

UJI COBA DAN EVALUASI

5.1 Lingkungan Uji Coba

Bahan uji coba diujicobakan pada komputer Acer Aspire 3610. Perangkat keras pendukungnya adalah prosesor 1.8 GHz, Kapasitas memori 2 Gbyte, Kapasitas Harddisk 40 Gbyte. Perangkat lunak pendukung adalah sistem operasi windows xp service pack 1, Bahasa pemrograman menggunakan matlab versi 7.1

5.2 Bahan Uji Coba

Pada penelitian ini terdapat dua uji coba sehingga mempunyai dua bahan uji coba. Bahan uji coba pertama adalah bahan uji coba untuk *random graph* metode erdos dan royi dengan k -NN. Bahan uji coba pertama berupa citra tiruan yang dibuat dari pengotoran citra hitam penuh dengan derau. Bahan uji coba kedua adalah bahan uji coba untuk mengukur kerapatan *trabeculae* pada tulang *mandibulae*.

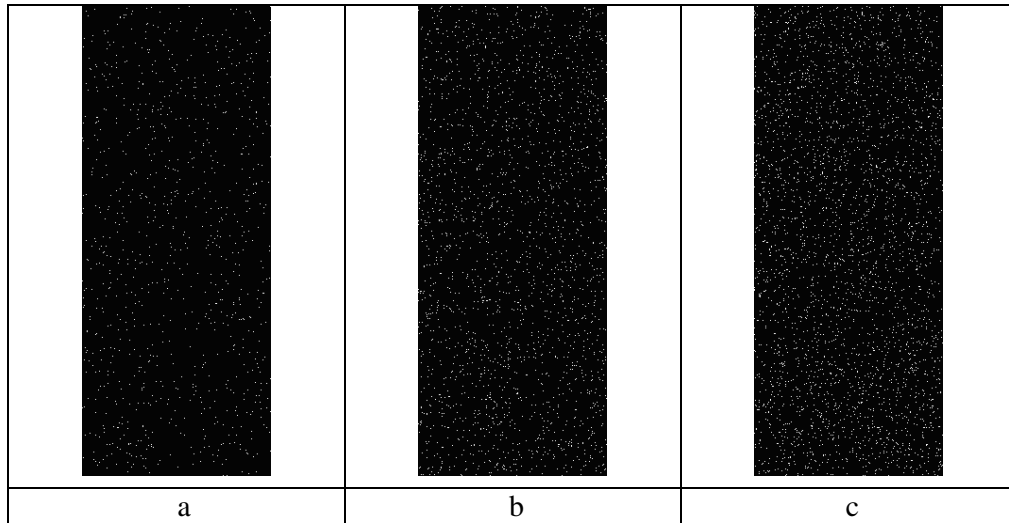
5.2.1 Bahan Uji Coba Untuk *Random Graph* metode Erdos dan Royi k -NN

Random graph metode erdos dan royi dengan k -NN diujicobakan pada data sejumlah 100 citra tiruan. Pada citra tiruan untuk uji coba terdapat simpul-simpul yang tersebar secara acak. Simpul-simpul dalam citra uji coba *graph* diperoleh dari pengotoran citra hitam penuh dengan derau menggunakan teknik pengotoran *salt and paper* (Gonzales, 2002). Tingkat kepadatan derau pada citra tiruan mulai 0,003 sampai dengan 0,201. Satu piksel putih pada citra tiruan dianggap sebagai sebuah simpul. Ukuran citra tiruan untuk uji coba *graph* adalah 200x500 piksel. **Gambar a5.1** sebagian (3 dari 100) sampel yang dipakai dalam uji coba.

Data jumlah simpul pada 100 citra tiruan hasil pengotoran citra hitam penuh dengan menggunakan teknik pengotoran *salt and paper* terdapat di dalam **Tabel a5.1**. Pada **Tabel a5.1** tercantum jumlah simpul atau piksel putih dan tingkat kepadatan simpul dalam citra tiruan. Jumlah simpul terkecil 61 buah dan terbesar adalah 9951. Variasi jumlah simpul untuk mengetahui kelebihan dan kelemahan dari *random graph* dengan metode erdos royi dengan k -NN.

Tabel 5.1 : Data jumlah simpul dalam citra tiruan untuk uji coba

Nama File	Kerapatan	Jml simpul
UG001.TIF	0.003	61
UG002.TIF	0.005	153
UG003.TIF	0.007	257
UG004.TIF	0.009	351
UG005.TIF	0.011	459
UG006.TIF	0.013	559
UG007.TIF	0.015	610
UG008.TIF	0.017	789
UG009.TIF	0.019	919
UG010.TIF	0.021	937
UG011.TIF	0.023	1080
UG012.TIF	0.025	1101
UG013.TIF	0.027	1258
UG014.TIF	0.029	1338
UG015.TIF	0.031	1482
UG016.TIF	0.033	1627
UG017.TIF	0.035	1695
UG018.TIF	0.037	1781
UG019.TIF	0.039	1861
UG020.TIF	0.041	2041
UG021.TIF	0.043	2156
UG022.TIF	0.045	2192
UG023.TIF	0.047	2237
UG024.TIF	0.049	2289
UG025.TIF	0.051	2482
UG026.TIF	0.053	2481
UG027.TIF	0.055	2713
UG028.TIF	0.057	2836
UG029.TIF	0.059	2889
UG030.TIF	0.061	2933
UG031.TIF	0.063	3046
UG032.TIF	0.065	3167
UG033.TIF	0.067	3384
UG034.TIF	0.069	3397
UG035.TIF	0.071	3504
UG036.TIF	0.073	3540
UG037.TIF	0.075	3572
UG038.TIF	0.077	3673
UG039.TIF	0.079	3837
UG040.TIF	0.081	4004
UG041.TIF	0.083	3970
UG042.TIF	0.085	4082
UG043.TIF	0.087	4221
UG044.TIF	0.089	4424
UG045.TIF	0.091	4417
UG046.TIF	0.093	4491
UG047.TIF	0.095	4631
UG048.TIF	0.097	4778
UG049.TIF	0.099	4696
UG050.TIF	0.101	4897
UG051.TIF	0.103	5036
UG052.TIF	0.105	5150
UG053.TIF	0.107	5249
UG054.TIF	0.109	5336
UG055.TIF	0.111	5428
UG056.TIF	0.113	5546
UG057.TIF	0.115	5685
UG058.TIF	0.117	5773
UG059.TIF	0.119	5925
UG060.TIF	0.121	5952
UG061.TIF	0.123	6041
UG062.TIF	0.125	6088
UG063.TIF	0.127	6072
UG064.TIF	0.129	6255
UG065.TIF	0.131	6515
UG066.TIF	0.133	6409
UG067.TIF	0.135	6542
UG068.TIF	0.137	6736
UG069.TIF	0.139	6794
UG070.TIF	0.141	6991
UG071.TIF	0.143	7017
UG072.TIF	0.145	7217
UG073.TIF	0.147	7297
UG074.TIF	0.149	7281
UG075.TIF	0.151	7502
UG076.TIF	0.153	7543
UG077.TIF	0.155	7611
UG078.TIF	0.157	7843
UG079.TIF	0.159	7906
UG080.TIF	0.161	7995
UG081.TIF	0.163	7986
UG082.TIF	0.165	8135
UG083.TIF	0.167	8362
UG084.TIF	0.169	8276
UG085.TIF	0.171	8564
UG086.TIF	0.173	8592
UG087.TIF	0.175	8787
UG088.TIF	0.177	8709
UG089.TIF	0.179	8724
UG090.TIF	0.181	9087
UG091.TIF	0.183	9044
UG092.TIF	0.185	9092
UG093.TIF	0.187	9170
UG094.TIF	0.189	9537
UG095.TIF	0.191	9380
UG096.TIF	0.193	9504
UG097.TIF	0.195	9693
UG098.TIF	0.197	9667
UG099.TIF	0.199	9886
UG100.TIF	0.201	9951

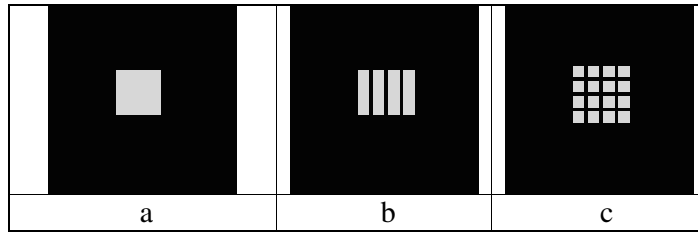


Gambar 5.1 : Sebagian citra sampel yang telah dikotori dengan *salt and paper*.
 (a) citra yang telah terkotori dengan jumlah simpul 937.
 (b) citra yang telah terkotori dengan jumlah simpul 2041.
 (c) citra yang telah terkotori dengan jumlah simpul 2933.

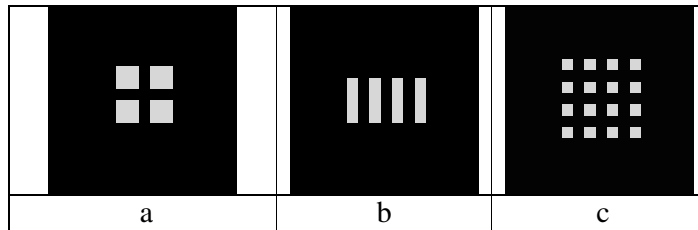
5.2.2 Bahan Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra Tiruan.

Uji coba pengukuran kerapatan *trabeculae* didahului dengan uji coba pada citra tiruan. Uji coba dengan bahan tiruan digunakan untuk mengetahui perilaku karakter *graph* pada citra tiruan *trabeculae*. Citra tiruan berupa citra biner dengan jumlah piksel 144 buah. Piksel ditata sedemikian rupa untuk meniru kerapatan *trabeculae*. Enam citra tiruan pada **Gambar 5.2** dan **Gambar 5.3** adalah citra tiruan yang digunakan untuk uji coba *graph* pada citra tiruan.

Citra tiruan pada **Gambar 5.2** mewakili citra *trabeculae* dengan kerapatan tinggi. Citra tiruan kerapatan tinggi mengandung piksel berkelompok dengan jumlah 9 piksel tiap kelompok. Pada **Gambar 5.2a** setiap kelompok saling berdampingan tidak ada piksel hitam diantara kelompok. **Gambar 5.2b** terdapat piksel piksel yang memisahkan kelompok secara horisontal dengan jarak satu piksel, sedangkan secara vertikal tidak ada piksel hitam. Pada **Gambar 5.2c** antar kelompok dipisahkan satu piksel hitam secara vertical dan horisontal. Jarak satu piksel hitam digunakan untuk mewakili *trabeculae* yang saling berdekatan. Gambar tanpa jarak piksel hitam digunakan untuk mewakili *trabeculae* yang utuh tanpa kerusakan secara struktur.



Gambar 5.2 : Citra tiruan dengan kerapatan tinggi.



Gambar 5.3 : Citra tiruan dengan kerapatan rendah.

Gambar 5.3 mewakili citra *trabeculae* dengan kerapatan rendah. Pada citra tiruan dengan kerapatan piksel dikompokan dengan anggota 9 piksel. **Gambar 5.3a** empat kelompok bergabung tanpa jarak piksel hitam. Setiap gabungan kelompok ditata saling berjauhan dengan jarak tiga piksel hitam secara vertikal dan horisontal. **Gambar 5.3b** setiap empat kelompok ditata berhimpitan secara vertikal tanpa jarak piksel hitam. Tiap gabungan ditata dengan jarak tiga piksel hitam. Pada **Gambar 5.3c** tiap kelompok ditata dengan jarak tiga piksel hitam pada sisi vertikal dan horisontal.

5.23 Bahan Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra *Trabeculae*

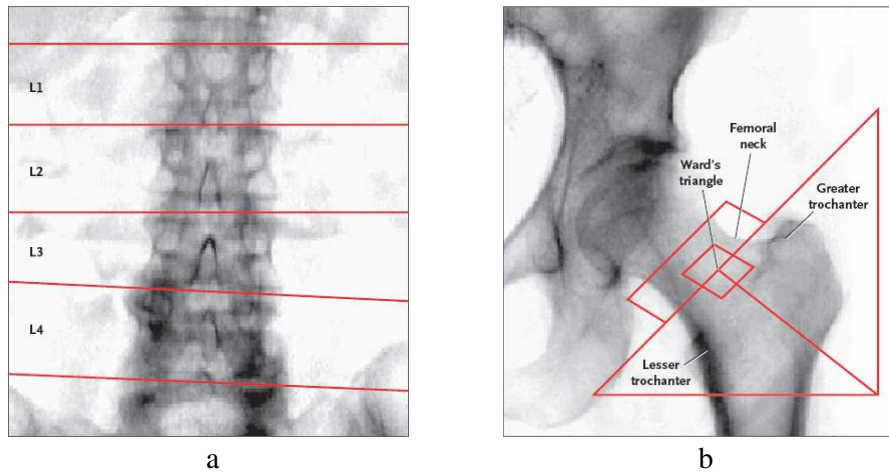
Bahan untuk uji coba untuk mengukur kerapatan *trabeculae* adalah citra x-ray panoramik gigi dari 100 wanita *postmenopous* dengan usia antara 50 tahun atau lebih (rata-rata 59,6; antara 50 – 84 tahun). **Tabel 5.2** menampilkan pengelompokan data yang digunakan untuk melakukan uji coba mengukur tingkat kerapatan *trabeculae* di tulang *mandibulae*. Sejumlah 54 orang mempunyai BMD normal, 21 orang dinyatakan terkena *osteopenia*, dan 25 orang dinyatakan terkena osteoporosis. Dalam penelitian ini *osteopenia* diikutkan dalam kelompok normal, sehingga jumlah anggota kelompok BMD normal 75 orang.

Tabel 5.2 : Bahan uji coba *trabeculae* dikelompokan berdasarkan BMD

Nomor	Status	BMD LS	X-ray ke
1	1	0.893	7
2	1	0.895	66
3	1	0.906	44
4	1	0.909	60
5	1	0.913	16
6	1	0.914	71
7	1	0.919	38
8	1	0.919	49
9	1	0.924	68
10	1	0.926	94
11	1	0.940	32
12	1	0.941	76
13	1	0.942	52
14	1	0.949	42
15	1	0.959	31
16	1	0.965	5
17	1	0.974	6
18	1	0.976	48
19	1	0.987	13
20	1	0.987	63
21	1	0.988	56
22	1	0.998	36
23	1	0.999	67
24	1	1.002	86
25	1	1.006	80
26	1	1.010	34
27	1	1.034	24
28	1	1.036	39
29	1	1.045	45
30	1	1.046	47
31	1	1.051	43
32	1	1.055	54
33	1	1.055	82
34	1	1.062	10
35	1	1.062	18
36	1	1.062	90
37	1	1.067	41
38	1	1.069	26
39	1	1.081	11
40	1	1.082	95
41	1	1.085	92
42	1	1.100	20
43	1	1.100	65
44	1	1.102	88
45	1	1.106	46
46	1	1.106	83
47	1	1.108	29
48	1	1.154	64
49	1	1.162	59
50	1	1.195	98
51	1	1.209	74
52	1	1.311	3
53	1	1.430	70
54	1	1.526	17
55	2	0.779	35
56	2	0.797	30
57	2	0.797	97
58	2	0.805	22
59	2	0.814	87
60	2	0.816	100
61	2	0.817	57
62	2	0.829	14
63	2	0.831	23
64	2	0.838	1
65	2	0.840	99
66	2	0.848	62
67	2	0.856	28
68	2	0.865	89
69	2	0.867	85
70	2	0.868	27
71	2	0.869	40
72	2	0.879	93
73	2	0.883	33
74	2	0.885	50
75	2	0.886	53
76	3	0.537	84
77	3	0.555	79
78	3	0.593	2
79	3	0.601	69
80	3	0.623	75
81	3	0.663	25
82	3	0.668	37
83	3	0.690	77
84	3	0.699	96
85	3	0.700	9
86	3	0.708	8
87	3	0.716	21
88	3	0.729	78
89	3	0.741	58
90	3	0.754	72
91	3	0.754	81
92	3	0.755	4
93	3	0.756	55
94	3	0.757	61
95	3	0.765	91
96	3	0.767	15
97	3	0.773	12
98	3	0.773	19
99	3	0.778	51
100	3	0.783	73

Keterangan status

- 1 : normal
- 2 : osteopenia
- 3 : osteoporosis



Gambar 5.4 : Area tulang untuk pengukuran BMD, (a) lumbar tulang belakang, (b) leher tulang pinggul (Raisz, 2005)

Citra x-ray panoramik gigi disertai BMD yang pengukurannya menggunakan DXA (DPX-alpha, Lunar Co., Medison, WI, USA). Nilai BMD diperoleh dari pengukuran kerapatan tulang pada lumbar tulang belakang (*lumbar spine*, L2-L4) dan leher tulang pinggul (*femoral neck*). **Gambar 5.4** citra area pengukuran BMD pada *lumbar* tulang belakang dan leher tulang pinggul (Raisz, 2005)

Semua subjek tersebut tidak mempunyai riwayat merokok dan tidak ada kerusakan tulang akibat luka atau kecelakaan. Tidak terkena kanker tulang. Tidak mempunyai penyakit tulang yang berkaitan dengan metabolisme. Tidak mengalami kerusakan ginjal akut. Tidak ada yang *menstruasi* kurang dari satu tahun.

Semua citra x-ray diambil menggunakan AZ-3000 (Asahi Co., Kyoto, Japan) pada 12mA dan 15 s; kVp bervariasi antara 70 sampai dengan 80. Kecepatan layar 200 (HG-M, Fuji Photo film Co., Tokyo, Japan) dan menggunakan film (UR-2, Fuji Photo film Co., Tokyo, Japan). Semua citra x-ray dipindai ke dalam bentuk digital dengan resolusi 300 *dpi* menggunakan *flat-bed scanner* (ES-8000, Epson, Japan).

5.2 Skenario Uji Coba

Uji coba pada penelitian digunakan untuk mengevaluasi metode *random graph* erdos dan royi, dan metode untuk mengukur kerapatan *trabeculae* pada tulang *mandibulae*. Uji coba *random graph* metode erdos royi dengan *k*-NN diban-

dibandingkan dengan *random graph* metode erdos royi murni. Uji coba untuk mengetahui perilaku dari kerapatan *trabeculae* terhadap *graph* dilaksanakan dengan citra tiruan guna mengetahui perilaku dari *degree* dan *cluster coefficient*. Kemudian uji coba dilaksanakan dengan menggunakan citra *trabeculae* tulang *mandibulae* dari citra x-ray panoramik gigi. Uji coba dilaksanakan dengan 3 buah skenario, yaitu : (a) Skenario uji coba *random graph* erdos dan royi dengan k -NN, (b) Skenario uji coba mengukur kerapatan dengan citra tiruan, (c) Skenario uji coba mengukur kerapatan dengan citra *trabeculae*.

5.2.1 Skenario Uji Coba *Random Graph* Erdos dan Royi dengan k -NN

Uji coba ini dilaksanakan untuk mengetahui keberhasilan *random graph* metode erdos dan royi dengan k -NN dalam mengurangi waktu komputasi pada saat membangkitkan *graph*. Metode diujicobakan dengan 100 data (**tabel 5.1**). Data berupa citra yang dikotori dengan derau menggunakan teknik pengkotoran *salt and paper* (Gonzalez, 2002). Semua piksel putih dalam citra dianggap sebagai simpul-simpul terasing pada *graph*. Semua data digunakan untuk masukan dalam pembangkitan *random graph* menggunakan metode erdos dan royi. Kemudian hasil coba pertama dibandingkan dengan hasil uji coba pembangkitan *random graph* yang dilaksanakan dengan metode erdos dan royi dengan k -NN.

5.2.2 Skenario Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra Tiruan

Skenario uji coba mengukur kerapatan dengan bahan citra tiruan digunakan untuk mengetahui perilaku karakter *graph* pada citra tiruan. Citra tiruan (**Gambar 5.2** dan **Gambar 5.3**) digunakan sebagai dokumen masukan. Kemudian dibangkitkan *graph* dengan metode *random graph* metode erdos dan royi dengan k -NN. *Graph* hasil pembangkitan dihitung *degree* dan *cluster coefficient* pada setiap simpul. Karakter *graph* ditampilkan ke dalam bentuk grafik yang kemudian digunakan sebagai bahan analisa.

5.2.3 Skenario Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra *Trabeculae*

Uji coba mengukur kerapatan dengan citra tiruan digunakan untuk mengetahui perilaku karakter *graph* terhadap *trabeculae*. Uji coba menggunakan citra

sampel dari citra x-ray panoramik gigi, data tertera dalam **tabel 5.2**. Citra sampel dikenakan pemrosesan awal untuk memisahkan piksel *trabeculae*. Hasil pemrosesan awal berupa citra *biner*, piksel putih mewakili satu *trabeculae*. Citra *biner* digunakan sebagai bahan untuk membangkitkan *graph*. *Graph* dibangkitkan dengan *random graph* metode erdos royi dan *k*-NN. *Graph* yang dihasilkan dihitung *degree* dan *cluster coefficient*. Karakter *graph* ditampilkan ke dalam bentuk grafik yang digunakan untuk analisa kecenderungan dari karakter *graph* pada citra sampel yang dari penderita osteoporosis dan normal.

5.3 Pelaksanaan dan Evaluasi Uji Coba

Uji coba dilaksanakan sesuai dengan skenario yang telah dibahas pada subbab **5.2 Skenario Uji Coba**. Uji coba dilaksanakan untuk mengevaluasi hasil-hasil uji coba.

5.3.1 Uji Coba *Random Graph* Erdos dan Royi dengan *k*-NN

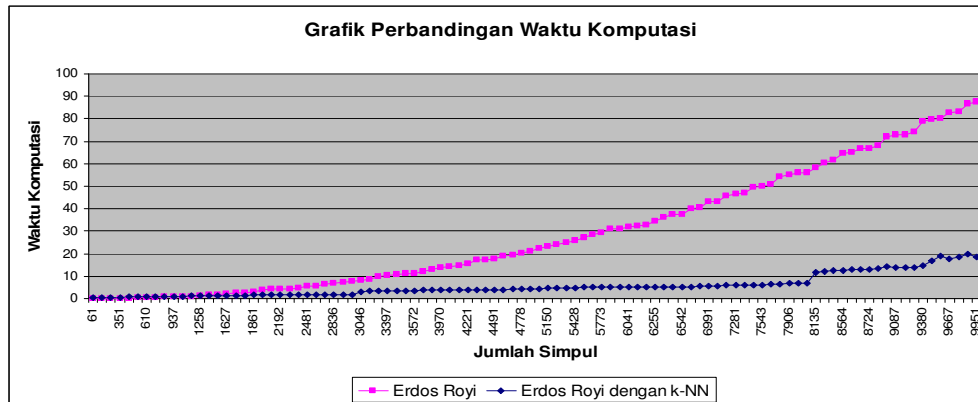
Hasil metode erdos royi murni dibandingkan dengan erdos royi dengan *k*-NN. Kedua metode diujicobakan pada citra tiruan diperoleh dari citra hitam penuh yang dikotori dengan derau. Pengkotoran menggunakan metode pengkotoran *salt and paper* (Gonzalez, 2002). Jumlah citra 100 dengan kerapatan mulai 0.002 sampai dengan 0.2. Jumlah piksel putih lebih lengkap dapat dilihat pada **Tabel 5.1**. Perlakuan uji coba kedua metode dikenakan pada lingkungan uji coba tertera pada **Tabel 5.3**.

Tabel 5.3 : Parameter uji coba *random graph*.

Parameter	Nilai
Probabilitas	0,5
L	538,516
Alfa	0,95
Beta	0,05

Gambar 5.5 perbandingan waktu komputasi dari dua metode. Pada **Gambar 5.5** waktu komputasi erdos royi lebih besar jika banding dengan erdos

royi dengan k -NN. Data lebih lengkap tercantum dalam **Tabel 5.4**. Pada jumlah simpul kecil di bawah 1258, waktu komputasi *random graph* metode erdos dan royi lebih cepat. Tetapi waktu komputasi *random graph* metode erdos dan royi dengan k -NN tidak terlalu lambat dibanding dengan komputasi *random graph* metode erdos dan royi murni.



Gambar 5.5 : Grafik komputasi *random graph* Erdos Royi dan Erdos Royi dengan k -NN.

Terlihat dari **Tabel 5.4** bahwa *random graph* metode erdos royi dengan k -NN lebih unggul pada posisi jumlah simpul lebih dari 1258. Penambahan jumlah simpul tidak menambah waktu komputasi secara signifikan. Penambahan waktu komputasi pada *random graph* metode erdos dan royi dengan k -NN bertambah secara linier terhadap jumlah simpul. Waktu komputasi *random graph* metode erdos dan royi bertambah secara eksponensial terhadap jumlah simpul.

Kelemahan erdos royi dengan k -NN adalah pada waktu komputasi untuk mencari k ketetanggaan. Pada data dengan tingkat kepadatan simpul rendah, jarak antar simpul relatif berjauhan, sehingga pencarian simpul tetangga memerlukan waktu relatif lama. Data dengan tingkatan kepadatan simpul tinggi, waktu untuk pencarian simpul tetangga relatif cepat, karena dengan ukuran jendela yang tidak lebar tetangga simpul sejumlah k dapat ditemukan. Pencarian ketetanggaan pada area dengan kerapatan tinggi hanya memerlukan proses memperlebar jendela dengan waktu yang pendek. Pada area dengan jumlah simpul 1338 waktu komputasi dari *random graph* metode erdos dan royi dengan k -NN.

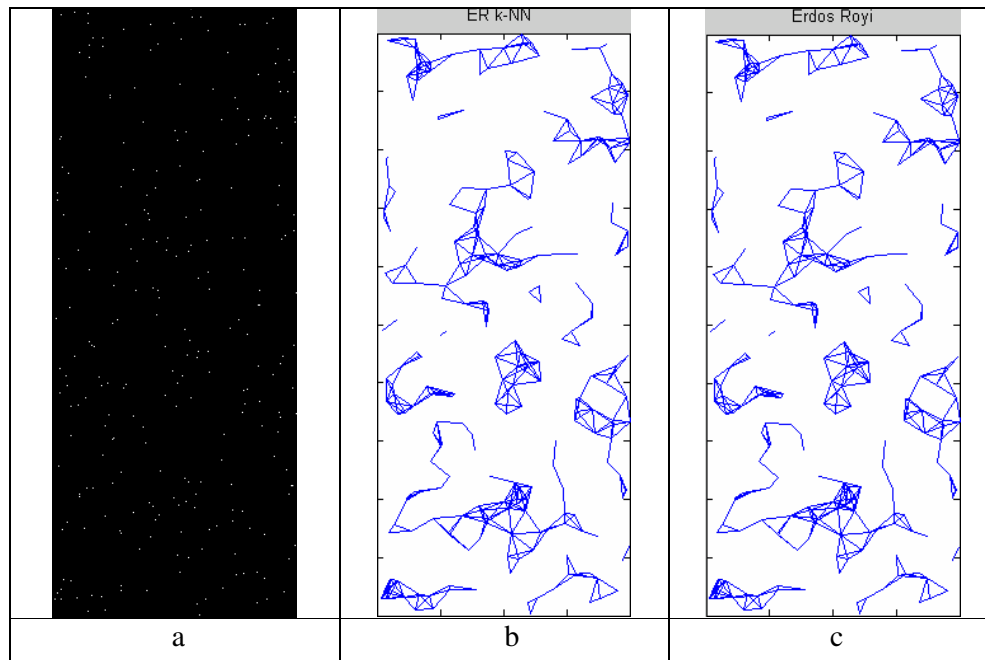
Tabel 5.4 : Perbandingan waktu komputasi *random graph* erdos dan royi dengan *random graph* erdos dan royi dengan *k*-NN.

Jumlah simpul	Kerapatan	Waktu Komputasi					
		ER k-NN	ER				
61	0.003	0.57294	0.00697	4897	0.101	4.29645	21.10801
153	0.005	0.62569	0.02100	5036	0.103	4.47701	22.30385
257	0.007	0.54349	0.05890	5150	0.105	4.63355	23.35821
351	0.009	0.47827	0.10926	5249	0.107	4.73978	24.23739
459	0.011	0.88367	0.18505	5336	0.109	4.80595	25.05935
559	0.013	0.86169	0.27676	5428	0.111	4.92789	25.94123
610	0.015	0.86304	0.32878	5546	0.113	5.00948	27.06993
789	0.017	0.82398	0.55010	5685	0.115	5.16376	28.43455
919	0.019	0.83146	0.74452	5773	0.117	5.19992	29.34578
937	0.021	0.80041	0.77365	5925	0.119	5.17961	30.91552
1080	0.023	0.82323	1.02799	5952	0.121	5.20977	31.16242
1101	0.025	1.45573	1.06906	6041	0.123	5.20647	32.10460
1258	0.027	1.46713	1.39193	6072	0.125	5.29950	32.45810
1338	0.029	1.44778	1.57528	6088	0.127	5.24221	32.61672
1482	0.031	1.44725	1.93332	6255	0.129	5.20859	34.42880
1627	0.033	1.49927	2.32916	6409	0.131	5.20513	36.13983
1695	0.035	1.49051	2.52808	6515	0.133	5.22762	37.36209
1781	0.037	1.50575	2.79336	6542	0.135	5.26608	37.65784
1861	0.039	1.53051	3.04980	6736	0.137	5.32041	39.93466
2041	0.041	1.54944	3.66728	6794	0.139	5.40414	40.61880
2156	0.043	1.60874	4.09628	6991	0.141	5.62366	43.02693
2192	0.045	1.62677	4.23201	7017	0.143	5.63420	43.31324
2237	0.047	1.64248	4.40775	7217	0.145	5.84581	45.84301
2289	0.049	1.63693	4.61314	7281	0.147	5.90240	46.63678
2481	0.051	1.67972	5.42537	7297	0.149	5.93010	46.84052
2482	0.053	1.67597	5.42627	7502	0.151	6.24529	49.53723
2713	0.055	1.74183	6.47728	7543	0.153	6.22858	50.08511
2836	0.057	1.81065	7.08220	7611	0.155	6.30604	50.96423
2889	0.059	1.83860	7.34796	7843	0.157	6.65871	54.11894
2933	0.061	1.84444	7.57942	7906	0.159	6.72723	54.98794
3046	0.063	3.15187	8.16770	7986	0.161	6.76583	56.11708
3167	0.065	3.23873	8.83156	7995	0.163	6.84309	56.23221
3384	0.067	3.54660	10.08787	8135	0.165	11.69431	58.21586
3397	0.069	3.46173	10.20142	8276	0.167	12.07412	60.26962
3504	0.071	3.50742	10.81216	8362	0.169	12.30286	61.56285
3540	0.073	3.65244	11.03016	8564	0.171	12.70018	64.59212
3572	0.075	3.64004	11.22606	8592	0.173	12.79342	64.96993
3673	0.077	3.67181	11.87704	8709	0.175	13.00610	66.77934
3837	0.079	3.76098	12.96722	8724	0.177	13.08824	66.93141
3970	0.081	3.73449	13.87264	8787	0.179	13.16771	67.93681
4004	0.083	3.73913	14.11632	9044	0.181	14.28052	71.92699
4082	0.085	3.75886	14.67194	9087	0.183	13.72087	72.75217
4221	0.087	3.70121	15.68447	9092	0.185	13.75461	72.71987
4417	0.089	3.80541	17.17473	9170	0.187	13.69513	74.00391
4424	0.091	3.83085	17.21913	9380	0.189	14.59682	79.08805
4491	0.093	3.91290	17.75805	9504	0.191	16.60406	79.52803
4631	0.095	4.01942	18.87249	9537	0.193	18.77744	80.03217
4696	0.097	4.10087	19.40843	9667	0.195	17.57210	82.66109
4778	0.099	4.19061	20.10800	9693	0.197	18.70974	83.11653
				9886	0.199	19.80950	86.60223
				9951	0.201	18.38680	87.59296

Gambar 5.3b *graph* hasil *random graph* dari erdos royi. **Gambar 5.3c** *graph* hasil *random graph* dengan metode erdos royi dengan k -NN. Kedua *graph* dibangkitkan dari citra biner (**Gambar 5.3a**) yang berisi 257 piksel putih dengan tingkat kepadatan 0.007. *Graph* pada **Gambar 5.3** dibangkitkan dengan probabilitas 0,4. Tampak dalam gambar bahwa dua *graph* yang dihasilkan tidak memiliki perbedaan, jumlah simpul yang terhubung oleh busur adalah 252.

Simpul-simpul pada **Gambar 5.3a** yang tidak terhubung oleh busur merupakan simpul yang mempunyai tetangga sangat jauh, atau probabilitasnya lebih kecil dari 0,5. Pasangan simpul yang probabilitasnya lebih kecil dari nilai ambang, maka busurnya tidak dihubungkan. Simpul-simpul dengan jarak yang saling berdekatan mempunyai busur yang banyak. Simpul-simpul dengan jarak yang saling berjauhan mempunyai busur yang sedikit.

Dari *graph* dapat diketahui jumlah simpul yang saling berdekatan dengan melihat jumlah busur yang terhubung dengan simpul. Simpul dengan jumlah busur (*degree*) besar berarti simpul mempunyai tetangga yang banyak. Dengan kata lain, simpul berada di area yang rapat.

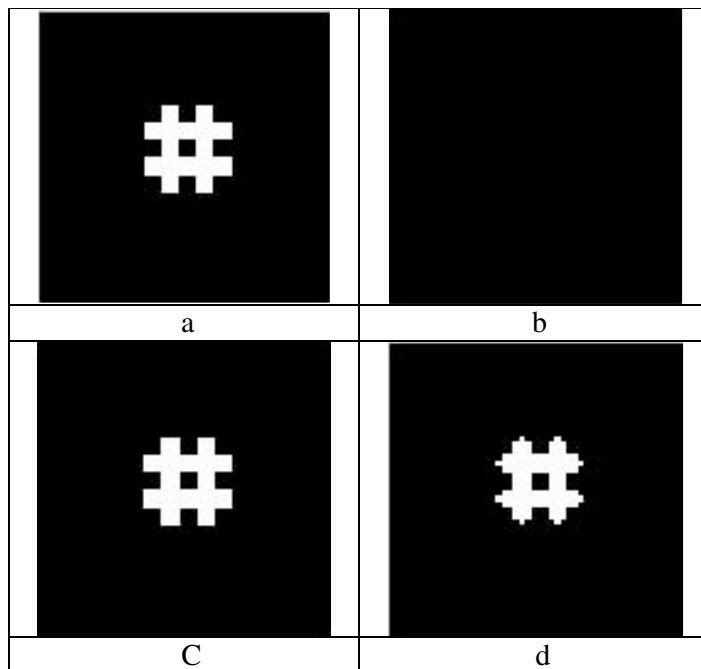


Gambar 5.6 : Contoh dari hasil uji coba *random graph*,
 (a)citra biner, (b) Erdos Royi, (c)Erdos Royi dengan k -NN.

5.3.2 Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra Tiruan

Uji coba pada citra tiruan bertujuan untuk melihat tingkat kebenaran dari metodologi yang telah dijelaskan pada bab tiga. Tahapan uji coba dengan citra tiruan mempunyai tahapan sebagai berikut tahapan pemrosesan awal, tahapan pembuatan *graph*, tahapan penentuan karakter *graph*, dan analisa karakter *graph*.





















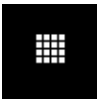
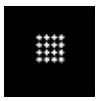

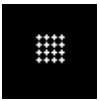
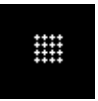
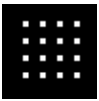
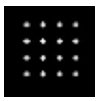
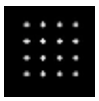
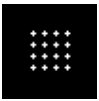

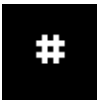







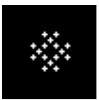
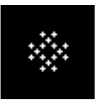






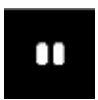



Tahapan pemrosesan awal dikenakan terhadap citra tiruan yang telah dibahas di subbab **5.2.2 Bahan Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra Tiruan**. Setiap citra mempunyai jumlah titik putih sebanyak 144 buah dengan lebar dan panjang 50 x 50. Titik-titik putih dalam citra tiruan mempunyai jarak yang berbeda antar setiap citra. Perbedaan jarak mewakili rapat dan renggang dari obyek putih pada citra dengan luasan yang sama. Formasi tingkat kerapatan yang berbeda pada citra tiruan digunakan untuk melihat karakter grafik di ruang keistimewaan. Karakter grafik di ruang keistimewaan digunakan untuk menentukan analisa.



Gambar 5.7 : Hasil tiap tahapan pada proses awal dari citra buatan.

- (a) citra asli,
- (b) citra hasil opening pada citra asli,
- (c) citra obyek setelah citra asli dikurangi latar belakang,
- (d) citra obyek yang diperoleh setelah difilter dengan morfologi.

Tabel 5.5 : uji coba pemrosesan awal pada berbagai citra tiruan dengan berbagai ukuran *structure element*.

Asli	Hasil pemrosesan awal dengan strel <i>disk</i> ukuran			
	4	5	6	7
				
				
				
				
				
				
				
				
				
				

Gambar 5.7 menunjukkan hasil pemrosesan citra tiruan pada setiap langkah dalam tahap pemrosesan awal. **Gambar 5.7a** merupakan citra asli. **Gambar 5.7b**, citra asli dikenakan operasi morfologi dengan metode *opening*. **Gambar 5.7c** Citra asli dikurangi citra hasil *opening*.

Dalam kondisi asli citra obyek masih berisikan titik-titik kecil yang dimungkinkan suatu derau. Derau dihilangkan dengan filtering dengan *morphologi opening*. Proses *filtering* dengan *morphologi* menggunakan *structure element* berbentuk cakram dengan ukuran jari-jari 1. **Gambar 5.7d** adalah citra biner yang telah dihilangkan deraunya.

Perlakuan uji coba untuk memisahkan obyek dengan latar belakang pada proses morfologi di pemrosesan awal digunakan beberapa ukuran *structure element*, yaitu : 4, 5, 6, dan 7. Penggunaan beberapa ukuran *structure element* digunakan untuk melihat perilaku pemrosesan awal terhadap keberhasilan mengambil obyek. **Tabel 5.5** menunjukkan daftar hasil pemrosesan awal pada sepuluh citra tiruan dengan tingkat kerapatan titik-titik putih yang berbeda.

Tampak dalam **Tabel 5.5** pemrosesan awal memiliki kelemahan pada citra asli yang mempunyai ukuran bagian obyek lebih kecil atau sama dengan ukuran dari *structure element*. Citra obyek hilang terkikis oleh *structure element*, karena dianggap sebagai citra latar belakang. Citra obyek dapat diperoleh dengan baik jika ukuran *structure element* lebih besar dari bagian dari obyek. Obyek dapat diperoleh dengan baik. Proses membuang derau berpengaruh terhadap keutuhan obyek, tetapi tidak terlalu penting (banyak), sehingga dalam penelitian ini diabaikan.

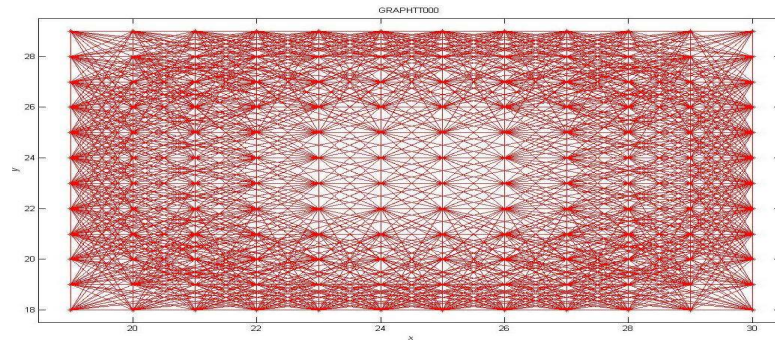
Tahapan uji coba pembangkitan *random graph* dari citra tiruan menggunakan nilai-nilai parameter sebagai berikut :

Alfa	= 0,95;
Beta	= 0,05;
Dimensi citra	= 50 x 50 piksel;
L	= 70,7107;
P	= 0,2;

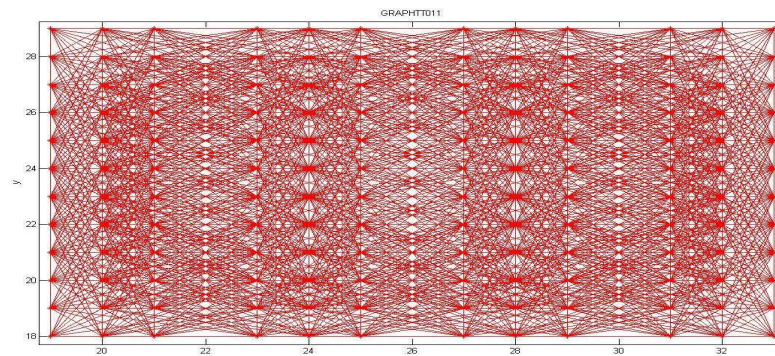
dimana L adalah skala dari citra tiruan, d merupakan jarak ecludian terjauh untuk menghubungkan simpul, P adalah propabilitas.

Gambar 5.8, Gambar 5.9, dan Gambar 5.10. merupakan *graph* yang dibangkitkan dari citra biner dengan kepadatan tinggi. Tampak dalam ketiga gambar, hampir semua simpul mempunyai busur berjumlah banyak. Beberapa simpul mempunyai *degree* yang tinggi. Simpul yang mempunyai busur sedikit adalah simpul yang berlokasi dibagian pinggir. Simpul dengan busur paling sedikit terutama diarea pojok. Simpul yang dipojok hanya mempunyai tetangga arah dalam, sedangkan kearah lain tidak mempunyai tetangga. Simpul di area tengah, atau simpul yang disamping kanan, kiri, atas, dan bawah mempunyai tetangga simpul lain cenderung mempunyai *degree* yang tinggi.

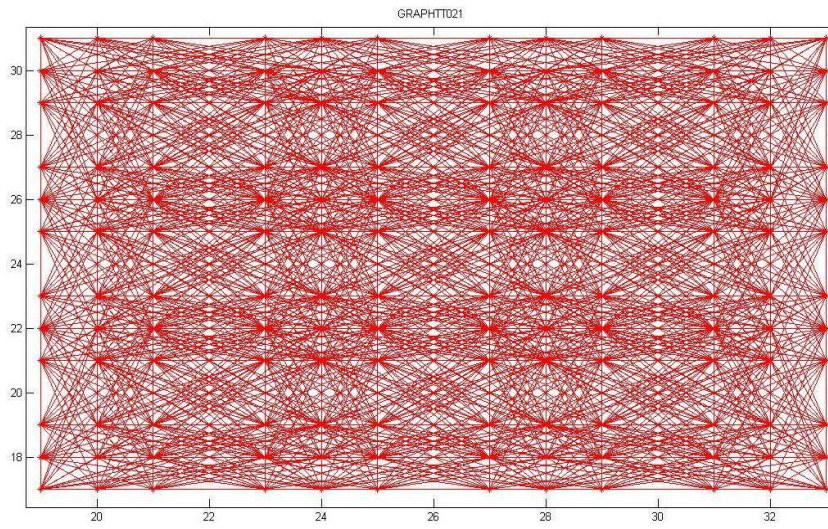
Gambar 5.11, Gambar 5.12, dan Gambar 5.13 merupakan *graph* yang dibangkitkan dari citra biner dengan kepadatan rendah. Pada area dengan kepadatan rendah, simpul-simpul yang berada di area pinggir cenderung lebih banyak. Simpul yang di area pinggir cenderung mempunyai *degree* yang rendah. Semakin banyak simpul yang berada di area pinggir, maka semakin banyak pula simpul yang mempunyai *degree* rendah.



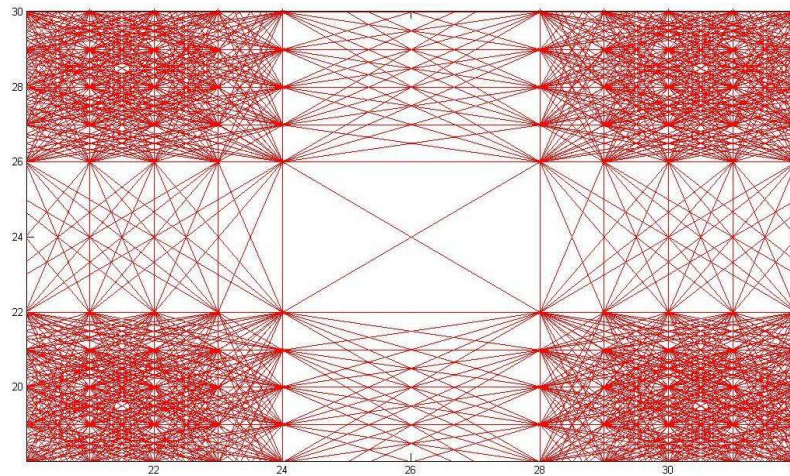
Gambar 5.8 : *Graph* hasil dari citra tiruan kepadatan tinggi dari citra 000



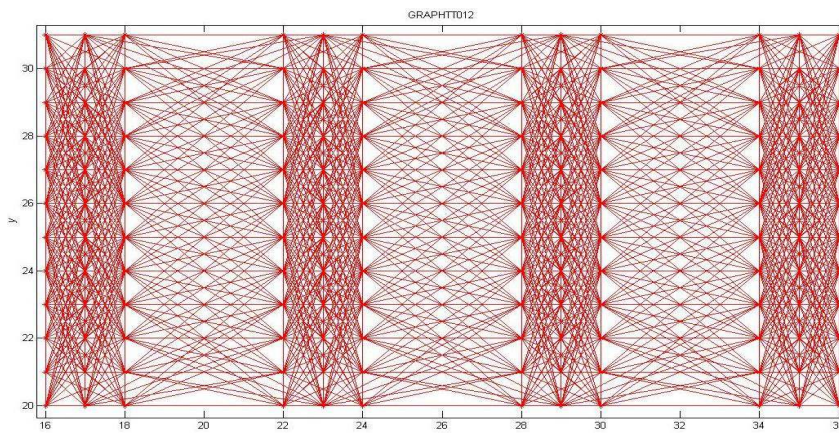
Gambar 5.9 : *Graph* hasil dari citra tiruan kepadatan tinggi dari citra 011



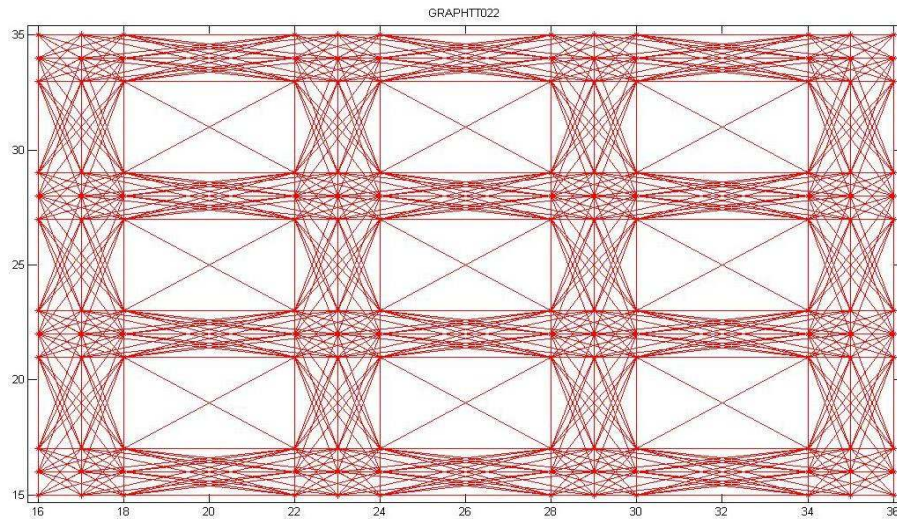
Gambar 5.10 : *Graph* hasil dari citra tiruan kepadatan tinggi dari citra 021



Gambar 5.11 : *Graph* hasil dari citra tiruan kepadatan rendah dari 033

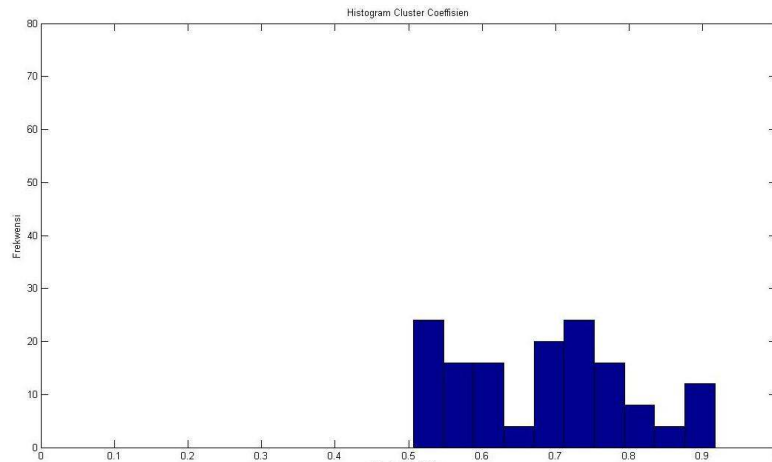


Gambar 5.12 : *Graph* hasil dari citra tiruan kepadatan rendah dari 012

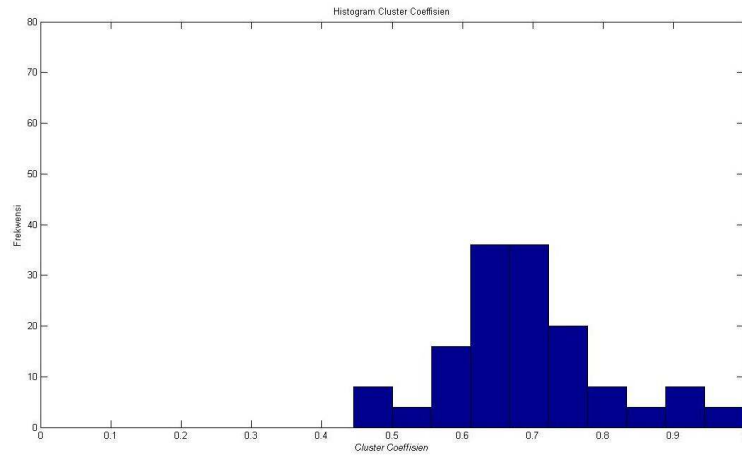


Gambar 5.13 : *Graph* hasil dari citra tiruan kepadatan rendah dari 022

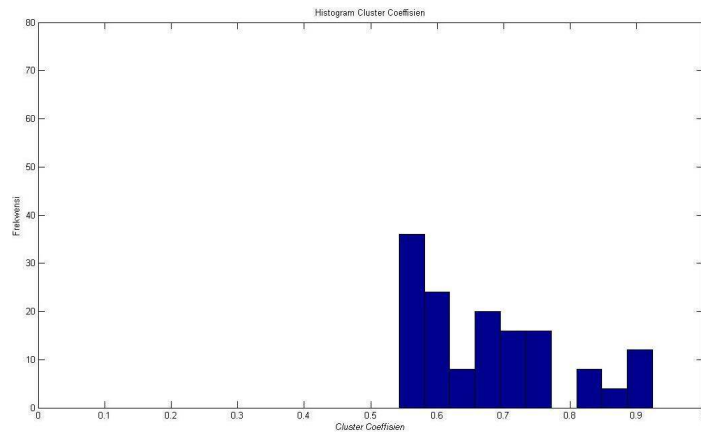
Gambar 5.14, **Gambar 5.15**, dan **Gambar 5.16** merupakan histogram dari *cluster coefficient* dari *graph* hasil pembangkitan pada citra tiruan dengan kepadatan tinggi. Sebaran dari *cluster coefficient* pada citra dengan kepadatan tinggi cenderung merata, mulai dari 0,5 sampai 1. Menandakan simpul-simpul mempunyai jarak yang hampir. **Gambar 5.17**, **Gambar 5.18**, dan **Gambar 5.19** merupakan histogram dari *cluster coefficient* dari *graph* hasil dari pembangkitan pada citra tiruan dengan kepadatan rendah. *Cluster coefficient* dari simpul terdistribusi tidak merata cenderung dominan pada area tertentu.



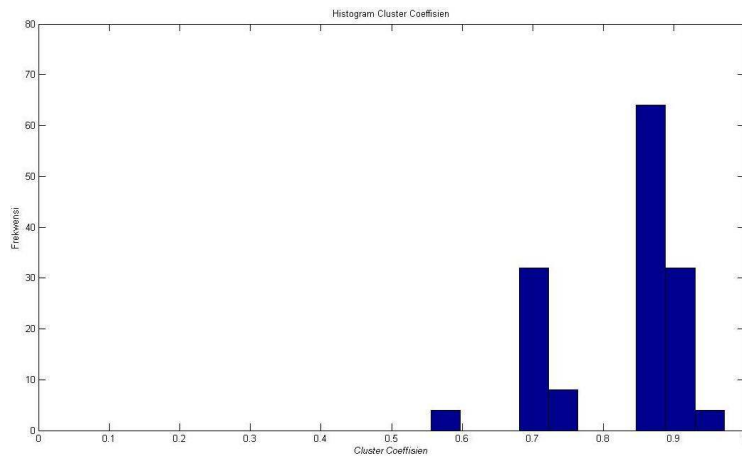
Gambar 5.14 : histogram *cluster coefficient* dari citra tiruan dengan kepadatan tinggi dari 000



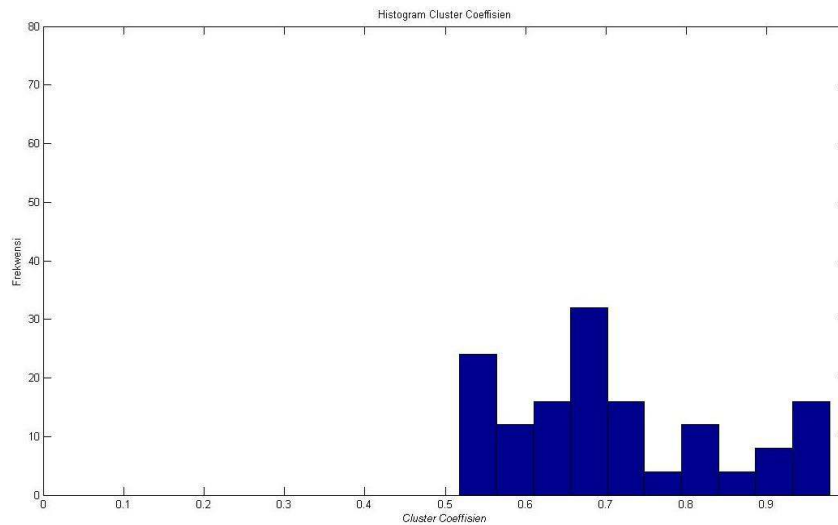
Gambar 5.15 : histogram *cluster coefficient* dari citra tiruan dengan kepadatan tinggi dari 011



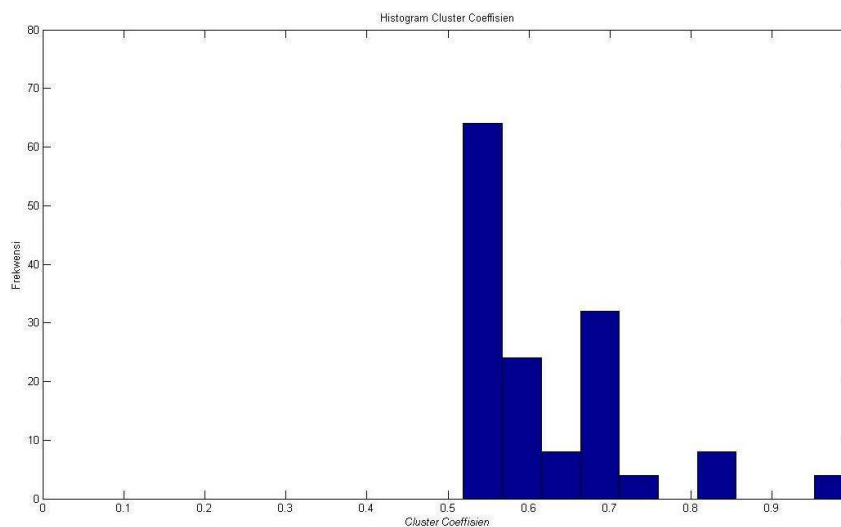
Gambar 5.16 : histogram *cluster coefficient* dari citra tiruan dengan kepadatan tinggi dari 021



Gambar 5.17 : histogram *cluster coefficient* dari citra tiruan dengan kepadatan rendah dari 033

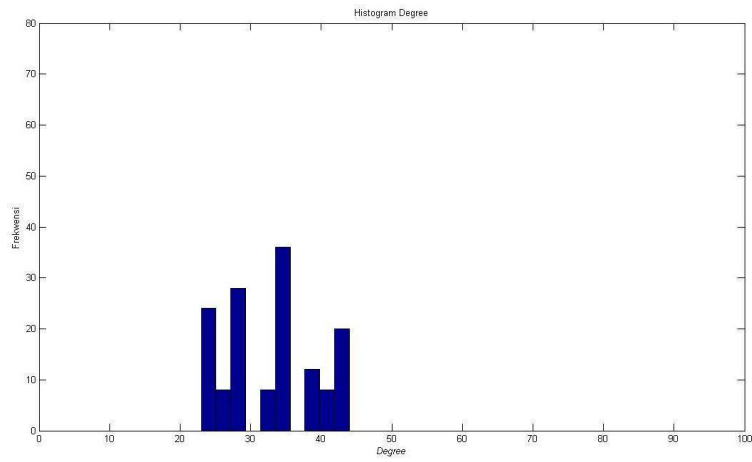


Gambar 5.18 : histogram *cluster coefficient* dari citra tiruan dengan kepadatan rendah dari 012

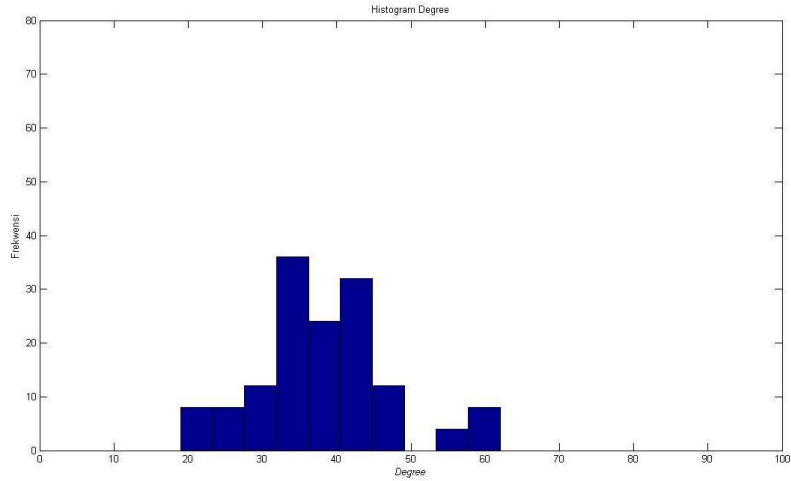


Gambar 5.19 : histogram *cluster coefficient* dari citra tiruan dengan kepadatan rendah dari 022

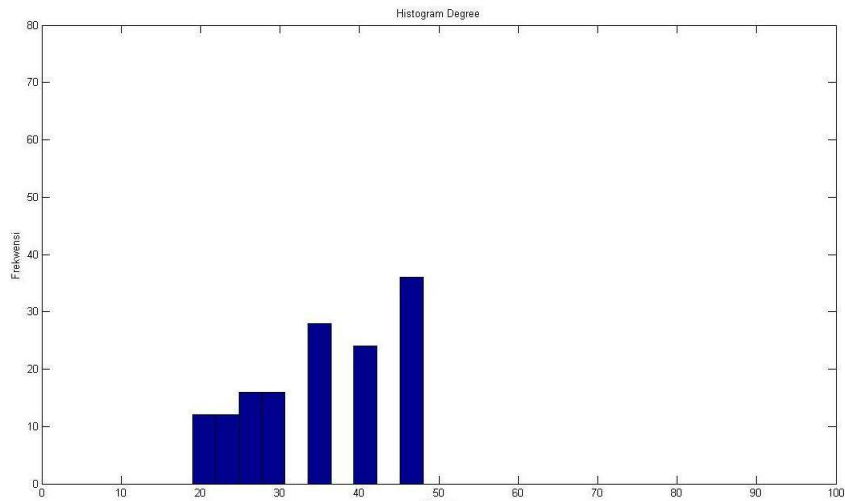
Gambar 5.20, **Gambar 5.21**, dan **Gambar 5.22** merupakan histogram dari *degree* dari *graph* hasil dari pembangkitan pada citra tiruan dengan kerapatan tinggi. Ditribusi *degree* pada citra dengan kepadatan tinggi cenderung tersebar di *degree* yang tinggi. **Gambar 5.23**, **Gambar 5.24**, dan **Gambar 5.25** merupakan histogram dari *degree* dari *graph* hasil dari pembangkitan pada citra tiruan dengan kerapatan rendah. *Degree* hasil dari *graph* pada citra dengan kepadatan rendah cenderung tersebar di area dengan *degree* rendah.



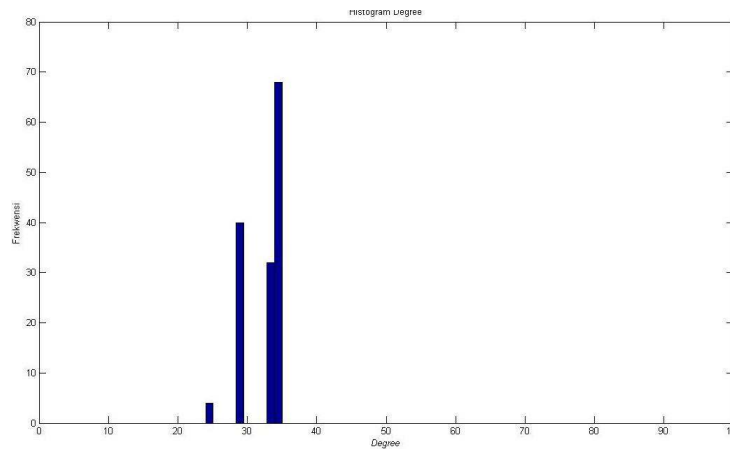
Gambar 5.20 : histogram *degree* dari citra tiruan kepadatan tinggi dari 000



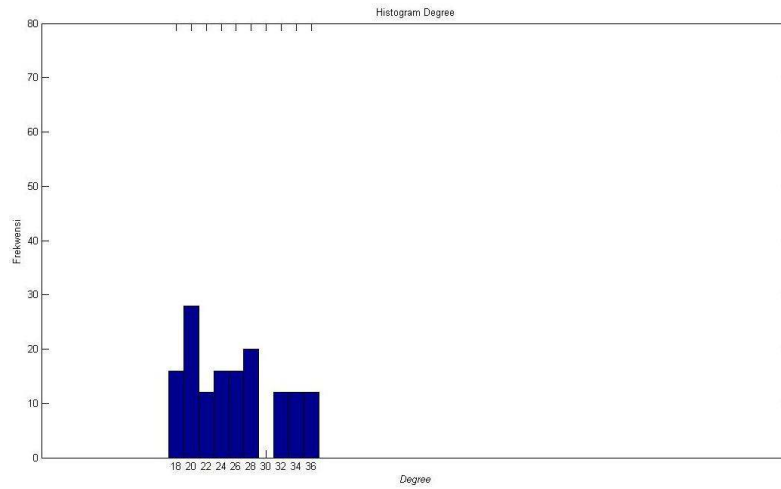
Gambar 5.21 : histogram *degree* dari citra tiruan kepadatan tinggi dari 011



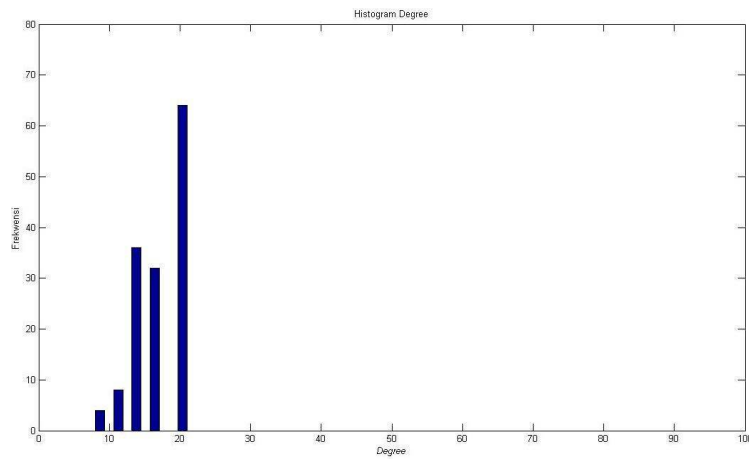
Gambar 5.22 : histogram *degree* dari citra tiruan kepadatan tinggi dari 021



Gambar 5.23 : histogram *degree* dari citra tiruan kepadatan rendah dari 033



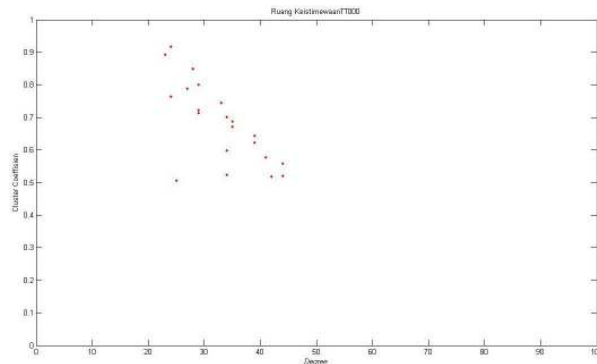
Gambar 5.24 : histogram *degree* dari citra tiruan kepadatan rendah dari 012



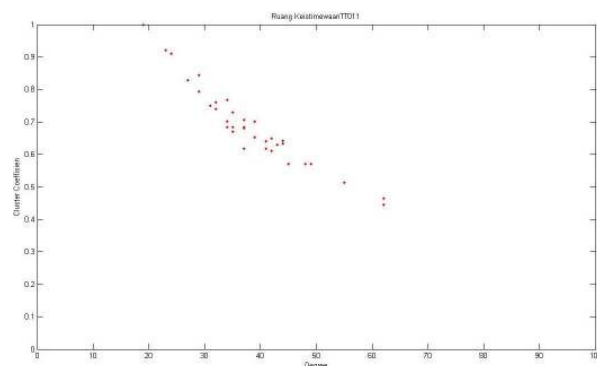
Gambar 5.25 : histogram *degree* dari citra tiruan kepadatan rendah dari 022

Data-data *cluster coefficient* dan *degree* dari setiap *graph* dibawa ke ruang keistimewaan antara *cluster coefficient* dan *degree*. Grafik pada ruang keistimewaan digunakan sebagai dasar analisa rasio kerapatan *trabeculae*. **Gambar 5.26**, **Gambar 5.27**, dan **Gambar 5.28** merupakan grafik pada ruang keistimewaan antara *cluster coefficient* dan *degree* dari citra tiruan dengan tingkat kepadatan tinggi. Tampak dalam ketiga gambar dari citra tiruan *trabeculae* rapat bahwa grafiknya cenderung membentuk garis yang landai ke arah *degree* tinggi dan *cluster coefficient* tinggi.

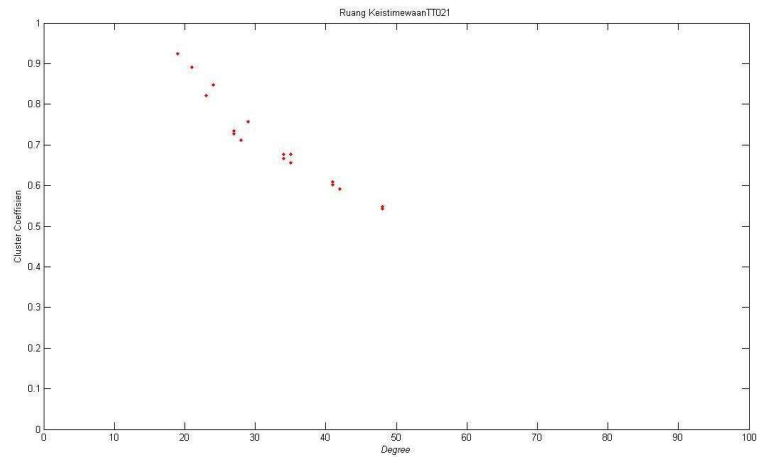
Gambar 5.29, **Gambar 5.30**, dan **Gambar 5.31** merupakan grafik pada ruang keistimewaan antara *cluster coefficient* dan *degree* dari citra tiruan dengan tingkat kepadatan rendah. Data-data pada ketiga grafik membentuk garis yang landai. Garis cenderung ke arah *degree* yang rendah dengan *cluster coefficient* cenderung lebih rendah dibanding pada grafik dari citra tiruan dengan tingkat kepadatan tinggi.



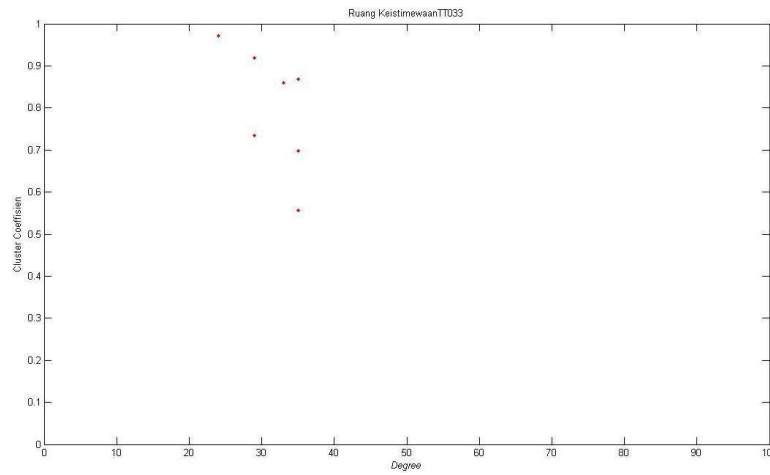
Gambar 5.26 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 000



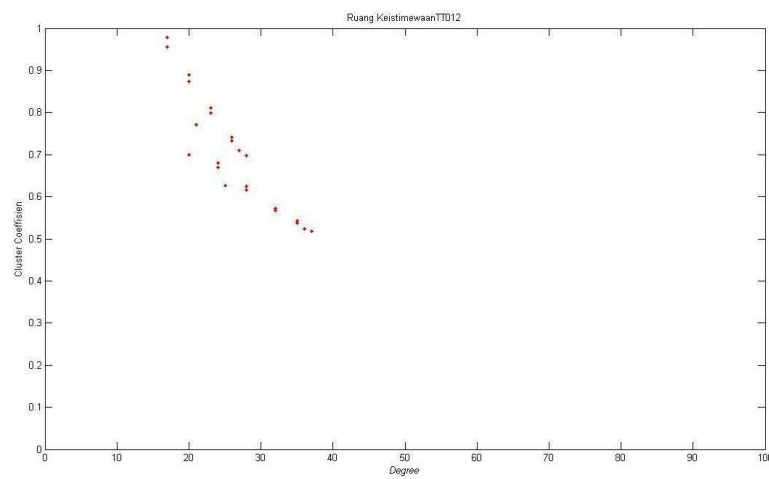
Gambar 5.27 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 011



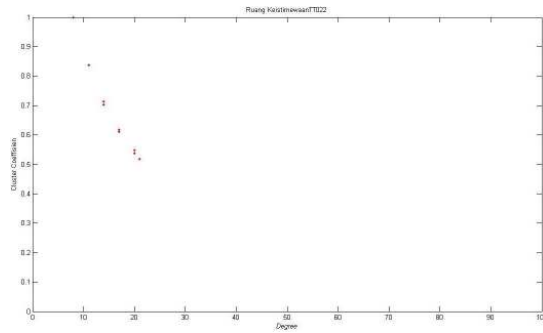
Gambar 5.28 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 021



Gambar 5.29 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 033



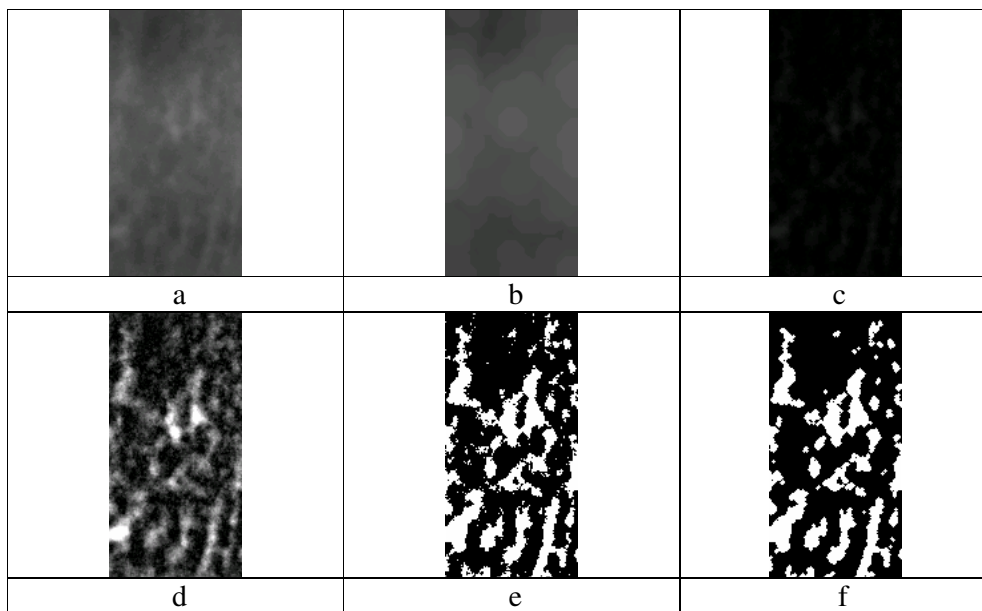
Gambar 5.30 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 012



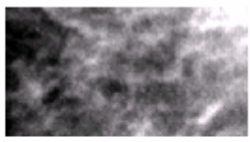













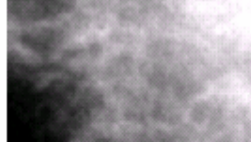






Gambar 5.31 : Ruang keistimewaan dari citra tiruan 022

5.3.3 Uji Coba Mengukur Kerapatan dengan Citra *Trabeculae*.

Uji coba citra sampel dengan perlakuan sama dengan citra tiruan. **Gambar 5.32** merupakan hasil pemrosesan awal terhadap citra sampel. Selanjutnya diikuti dengan pemrosesan citra sampel dengan dengan ukuran *structure element* 5, 7, 11, 23, 31 untuk proses morfologi. Tujuan dari perlakuan ukuran *structure element* yang berbeda-beda untuk mendapatkan citra hasil yang mempunyai kemiripan dengan citra asli. Hasil uji coba dengan variasi ukuran *structure element* terdapat pada **gambar 5.33**.

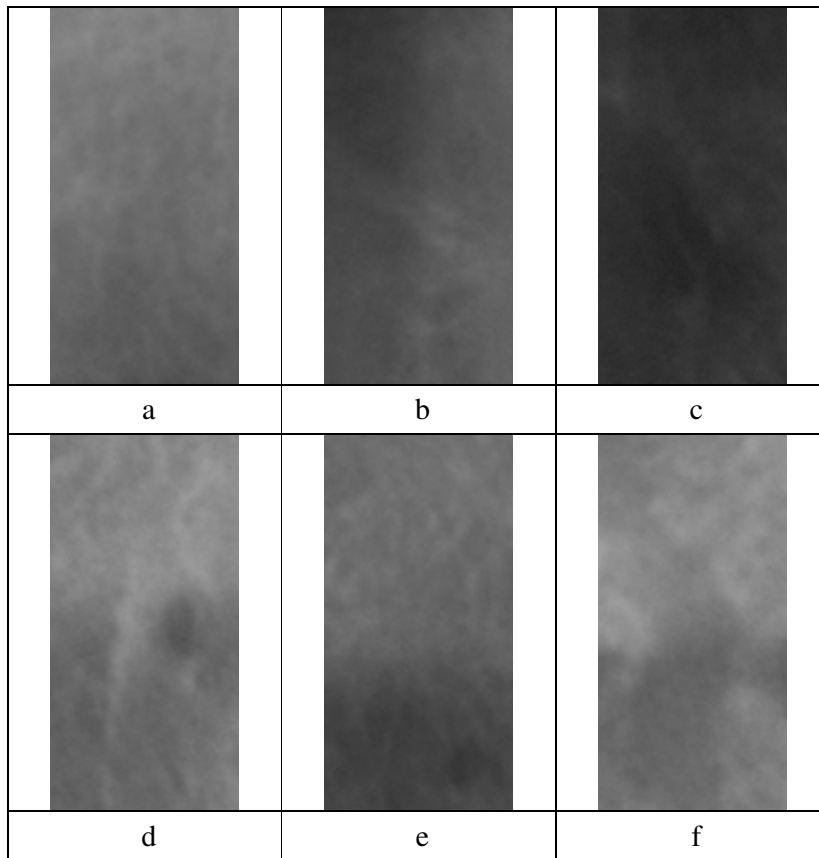


Gambar 5.32: hasil per tahapan pada proses awal dari citra sampel (a) citra asli, (b) citra hasil proses opening pada citra a, (c) citra obyek setelah citra asli dikurangi citra b, (d) citra c setelah di tingkatkan kontras, (e) citra hitam putih dari citra c, (f) citra obyek yang diperoleh dari hasil filter pada citra e.

x-ray ke	Citra asli	Citra hasil dengan ukuran <i>structure element</i>					
		5	7	11	17	23	31
085							
019							
091							

Gambar 3. 33 : hasil uji coba pada tiga citra sampel dengan berbagai ukuran *structure element*.

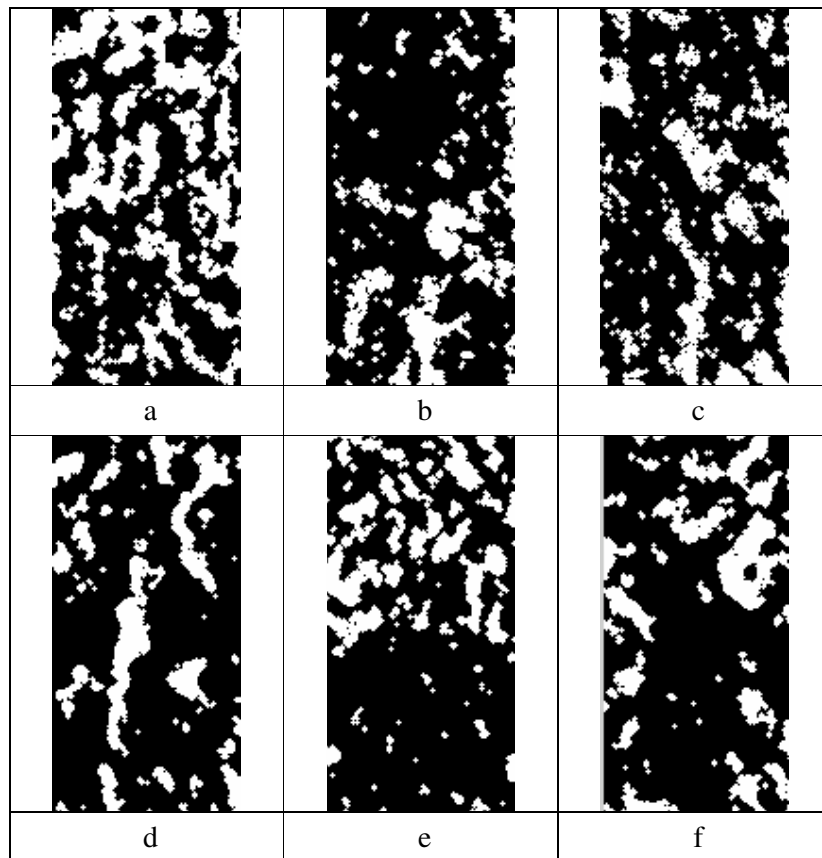
Pada *structure element* dengan ukuran 11 tampak bisa diperoleh *trabeculae* yang lebih baik banding yang lain. *Trabeculae* dengan ukuran kecil masih bisa tampak baik, sedangkan *trabeculae* ukuran besar bisa diperoleh dengan baik. Walaupun *trabeculae* ukuran besar tampak kurang bagus dibandingkan dengan hasil dari proses awal dengan *structure element* yang lebih besar. Tetapi kekurangan dari hasil dengan *structure element* ukuran 11 masih dapat diimbangi dengan hasil yang lebih detail. Hasil uji coba pada pemrosesan awal diperoleh bahwa ukuran *structure element* yang dipakai adalah 11.



Gambar 5.34 : contoh sampel citra *trabeculae*,

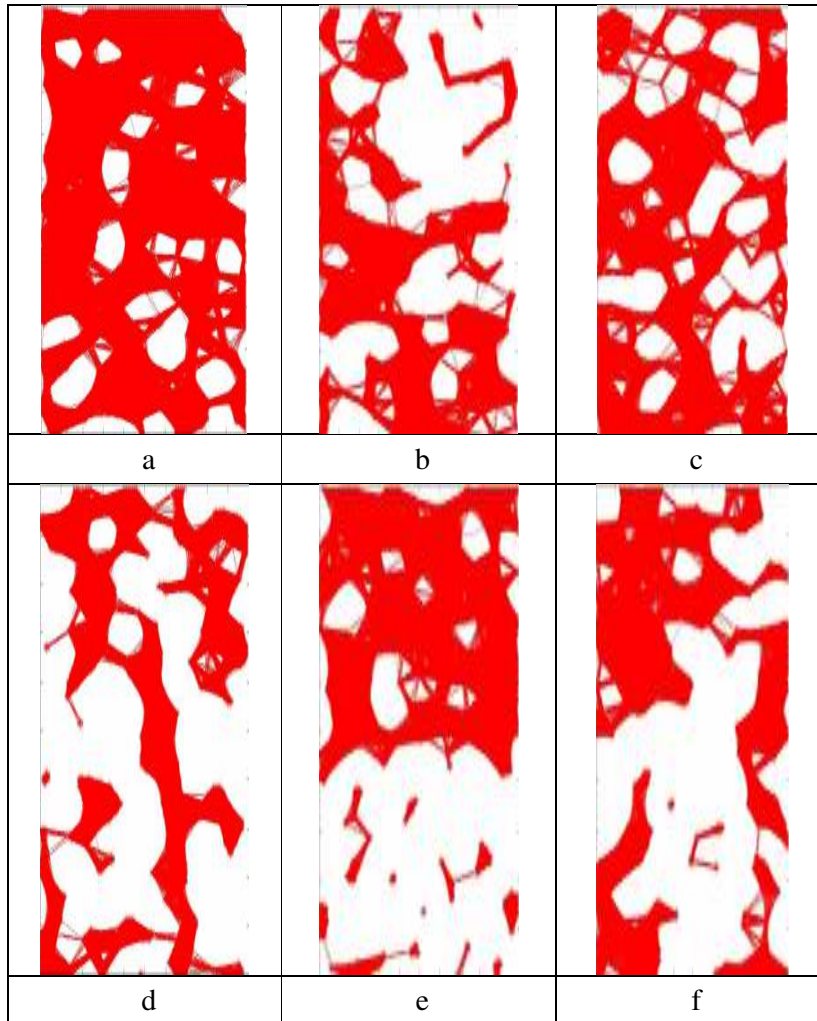
- (a) Citra sampel kelompok osteoporosis dari x-ray ke 004,
- (b) Citra sampel kelompok osteoporosis dari x-ray ke 025,
- (c) Citra sampel kelompok osteoporosis dari x-ray ke 055,
- (d) Citra sampel kelompok normal dari x-ray ke 016,
- (e) Citra sampel kelompok normal dari x-ray ke 026,
- (f) Citra sampel kelompok normal dari x-ray ke 046.

Uji coba dilakukan terhadap semua citra x-ray yang menjadi bahan dari penelitian ini (**Tabel 5.2**). Citra x-ray panoramik gigi dibagi dalam dua kelompok : terkena osteoporosis dan tidak terkena osteoporosis. Pada uji coba *graph* dihitung karakter *degree* dan *cluster coefficient*. Data *degree* dan *cluster coefficient* di bawa ke ruang keistimewaan untuk dianalisa. Dalam penulisan penelitian ini hanya ditampilkan tiga data dari kelompok osteoprosis dan tiga data dari kelompok normal dan osteoporosis (**Gambar 5.34**). Citra sampel dikenakan pemrosesan awal untuk mendapatkan *trabeculae*. Hasil dari pemrosesan awal berupa citra biner (**Gambar 5.35**). Piksel putih pada citra biner mewakili *trabeculae*.



Gambar 5.35 : contoh sampel citra biner hasil dari pemrosesan awal,

- (a) Citra sampel kelompok osteoporosis dari x-ray ke 004,
- (b) Citra sampel kelompok osteoporosis dari x-ray ke 025,
- (c) Citra sampel kelompok osteoporosis dari x-ray ke 055,
- (d) Citra sampel kelompok normal dari x-ray ke 016,
- (e) Citra sampel kelompok normal dari x-ray ke 026,
- (f) Citra sampel kelompok normal dari x-ray ke 046.

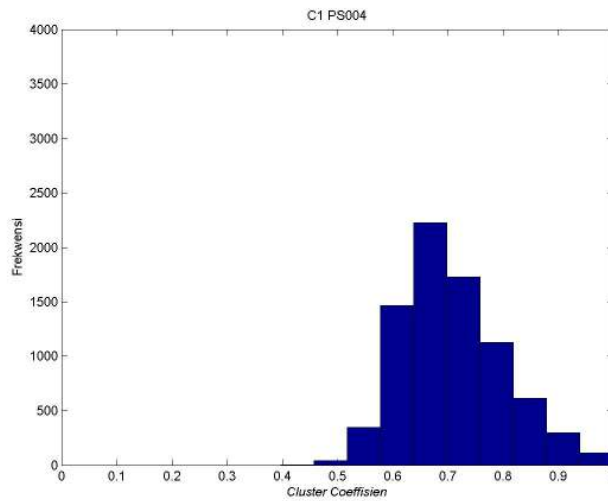


Gambar 5.36 : contoh sampel *graph* dari *random graph* pada citra biner,
 (a) Citra sampel kelompok osteoporosis dari x-ray ke 004,
 (b) Citra sampel kelompok osteoporosis dari x-ray ke 025,
 (c) Citra sampel kelompok osteoporosis dari x-ray ke 055,
 (d) Citra sampel kelompok normal dari x-ray ke 016,
 (e) Citra sampel kelompok normal dari x-ray ke 026,
 (f) Citra sampel kelompok normal dari x-ray ke 046.

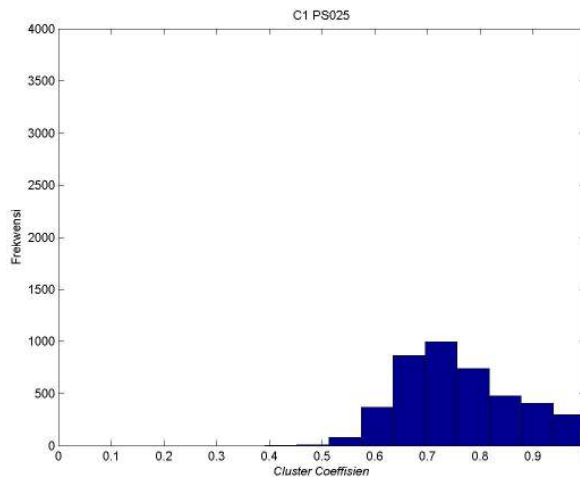
Citra biner dari hasil pemrosesan awal digunakan sebagai dasar pembangkitan *graph*. Pixel putih dianggap sebagai sebuah simpul terasing. Kemudian dibangkitkan busur-busur menggunakan *random graph* erdos royi dengan *k*-NN. **Gambar 5.36** merupakan *graph* yang dihasilkan dari citra biner. Tampak dalam dalam busur-busur yang menghubungkan antar simpul. *Graph* yang terpisah atau tidak terhubung menandakan simpul-simpul pada *graph* mempunyai probabi-

litas dari batas ambang yang ditetapkan. Semakin banyak pasangan simpul dengan probabilitas di bawah batas ambang, semakin banyak simpul ber-*degree* rendah.

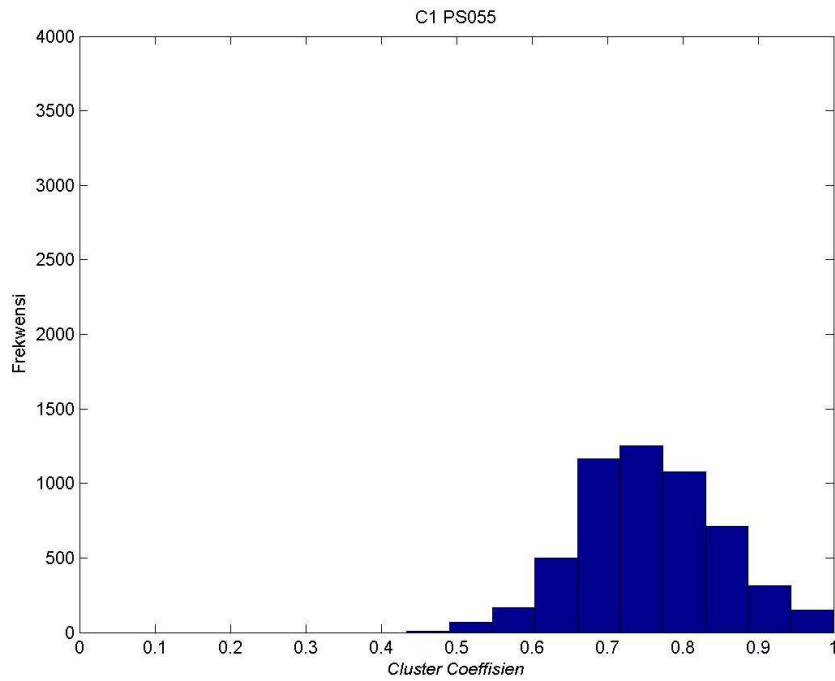
Gambar 5.37, **Gambar 5.38**, dan **Gambar 5.39** merupakan grafik histogram dari *cluster coefficient* dari citra sampel data osteoporosis. Frekwensi simpul cenderung mengumpul di *cluster coefficient* 0,7. **Gambar 5.40**, **Gambar 5.41**, dan **Gambar 5.42** merupakan *cluster coefficient* dari sampel data normal, tampak tidak menunjukkan suatu perbedaan yang berarti dengan data dari sampel osteoporosis



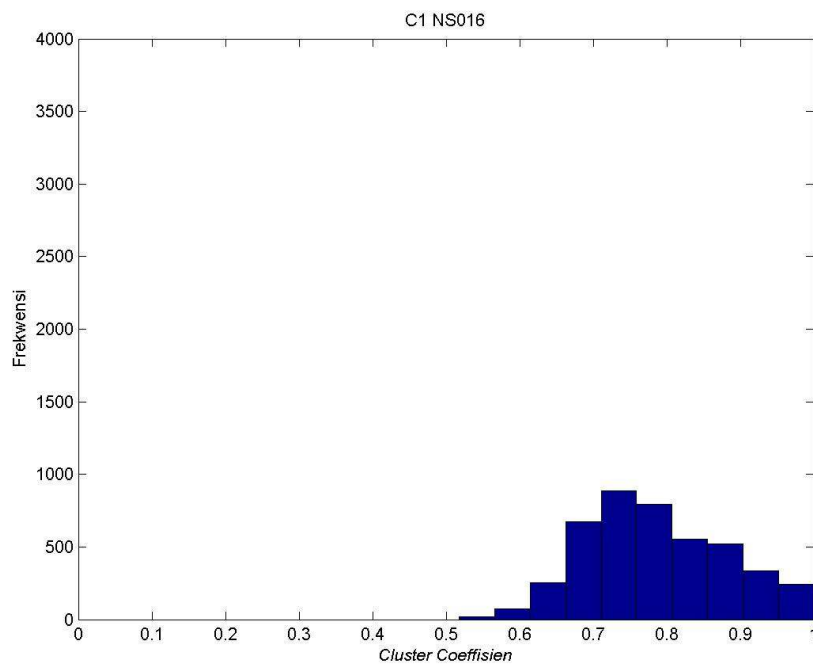
Gambar 5.37 : histogram *cluster coefficient* sampel osteoporosis data ke 004



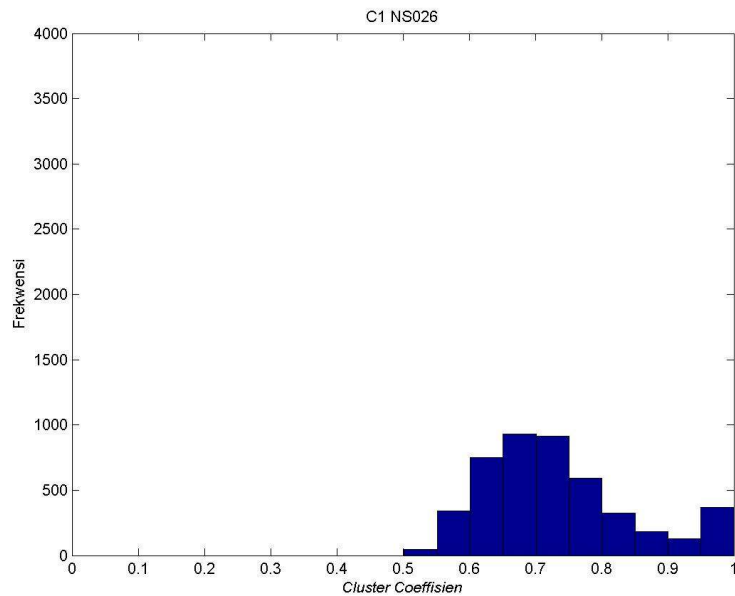
Gambar 5.38 : histogram *cluster coefficient* sampel osteoporosis data ke 025



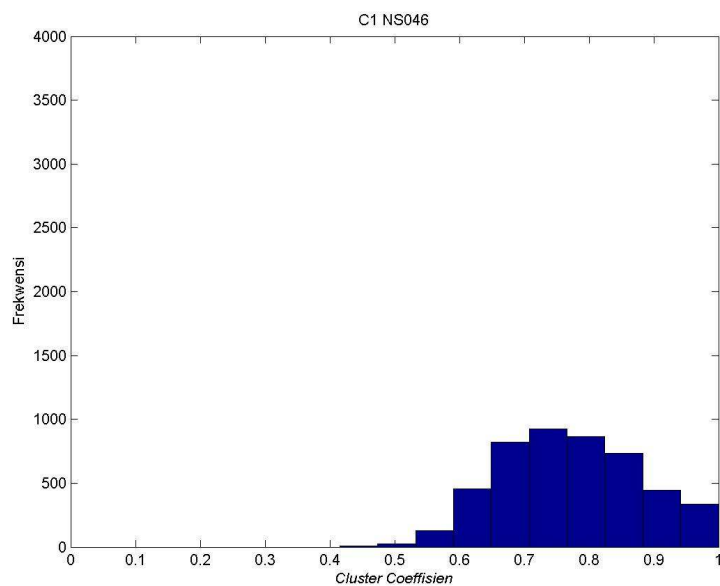
Gambar 5.39 : histogram *cluster coefficient* sampel osteoporosis data ke 055



Gambar 5.40 : histogram dari *cluster coefficient* sampel normal data ke 016

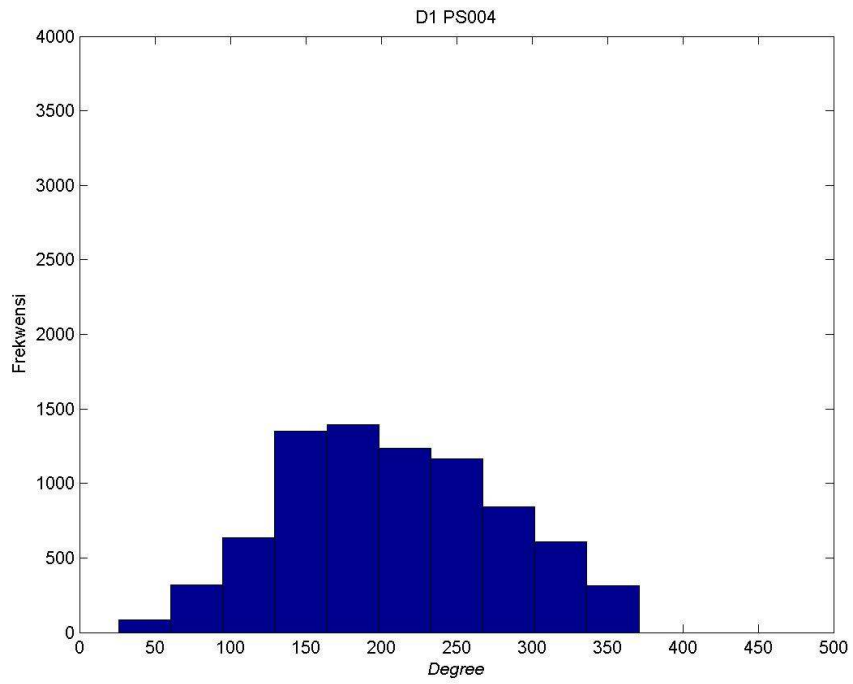


Gambar 5.41 : histogram *cluster coefficient* sampel normal data ke 026

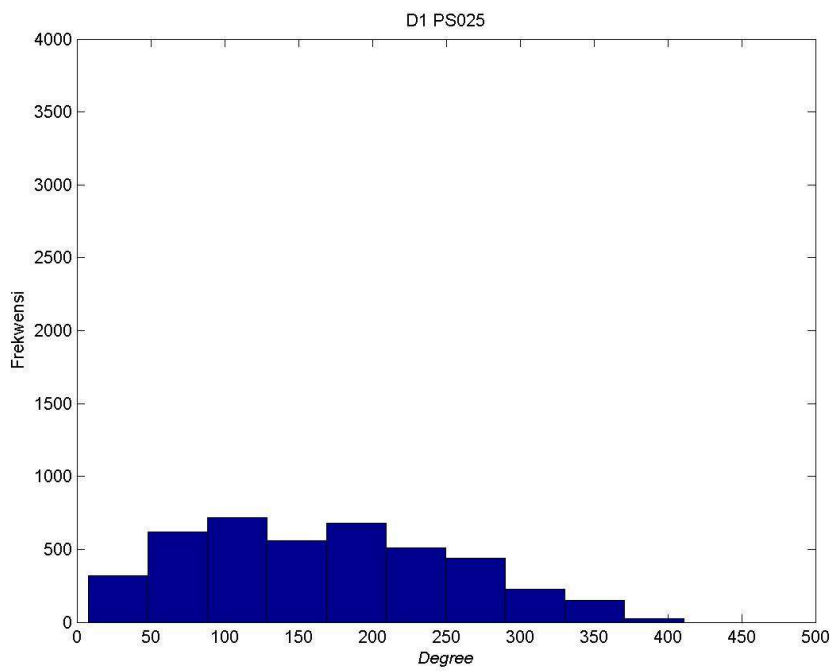


Gambar 5.42 : histogram *cluster coefficient* sampel normal data ke 046

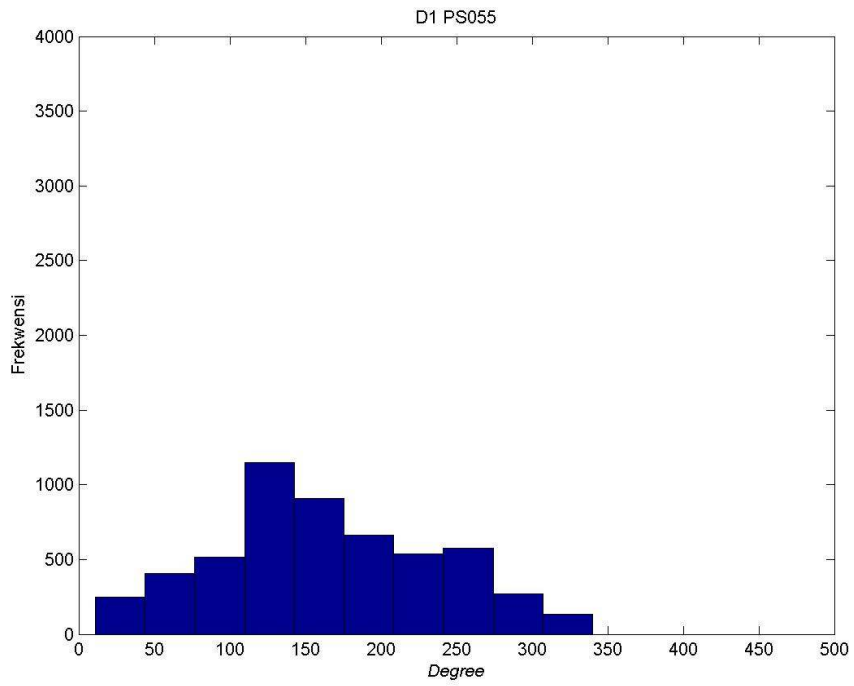
Gambar 5.43, **Gambar 5.44**, dan **Gambar 5.45** adalah histogram *degree* dari sampel data terkena osteoporosis. Degree pada sampel osteoporosis cenderung di atas 250. *Degree* sampel normal distribusinya cenderung di bawah 250. terlihat pada gambar **Gambar 5.46**, **Gambar 5.47**, dan **Gambar 5.48**.



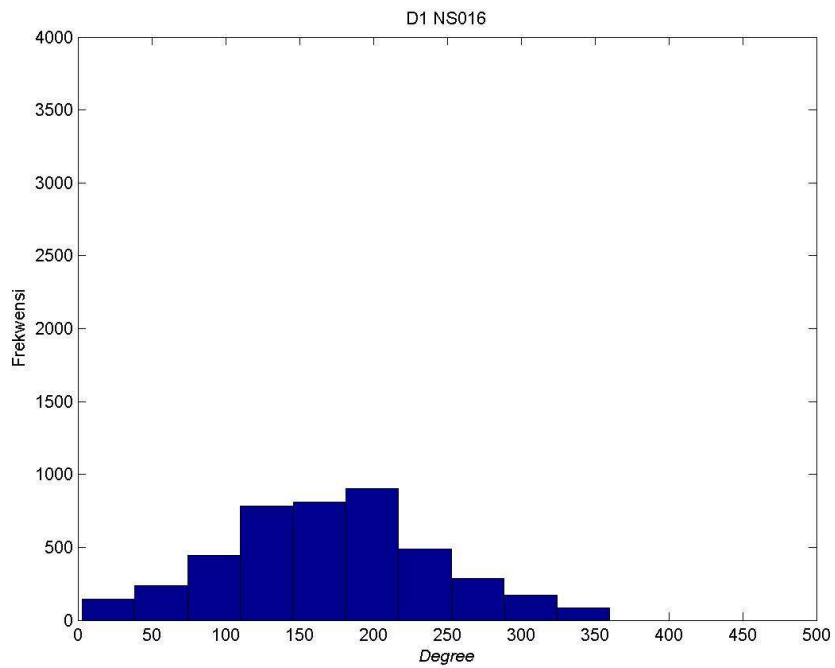
Gambar 5.43 : histogram degree sampel osteoporosis data ke 004



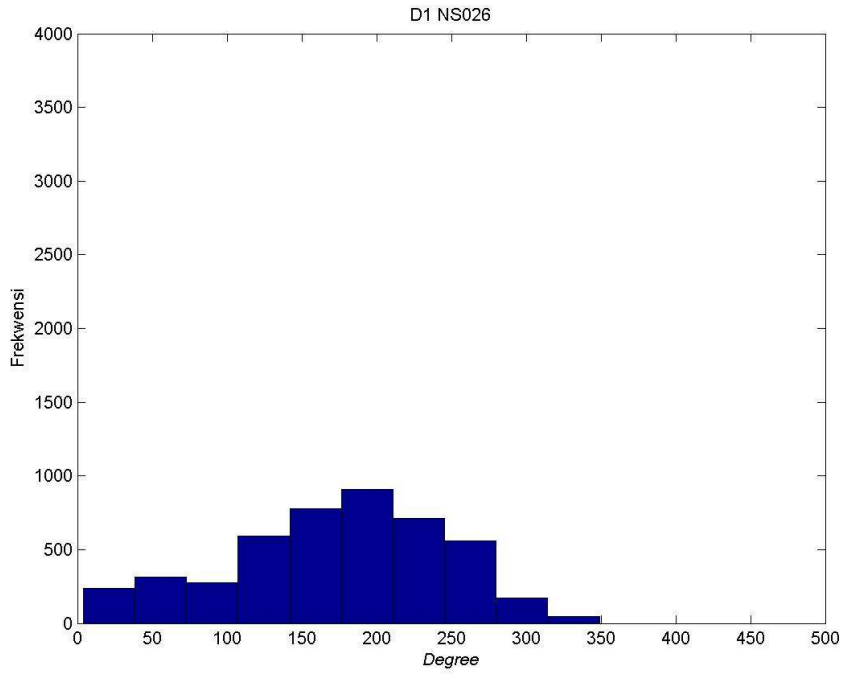
Gambar 5.44 : histogram degree sampel osteoporosisl data ke 025



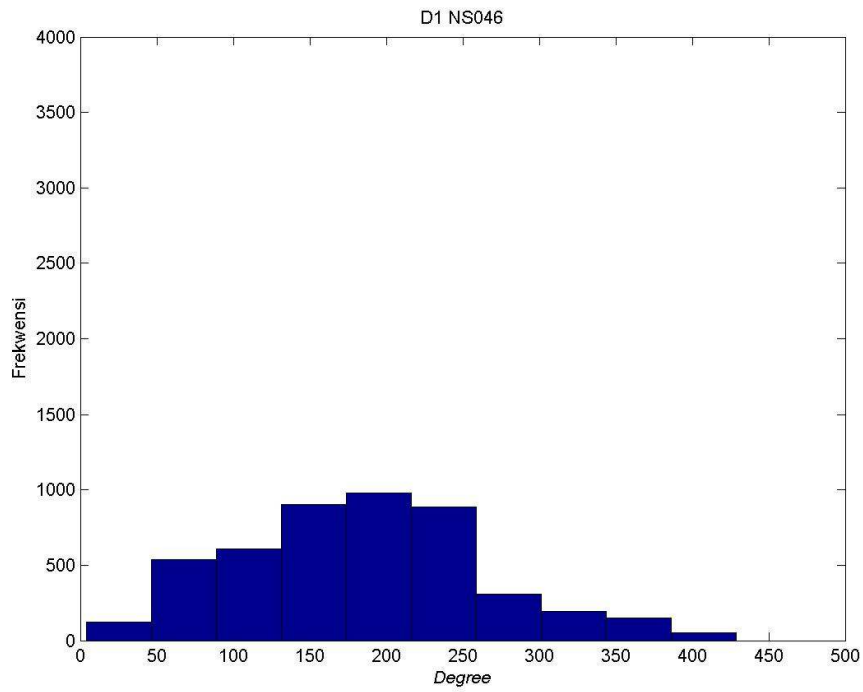
Gambar 5.45 : histogram degree sampel osteoporosis data ke 055



Gambar 5.46 : histogram degree sampel normal data ke 016



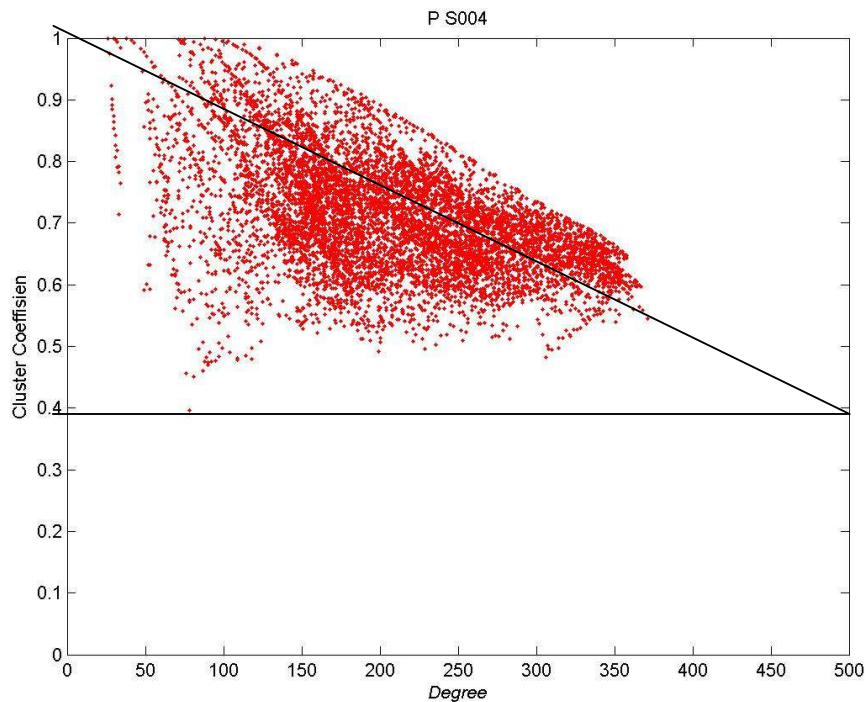
Gambar 5.47 : histogram degree sampel normal data ke 026



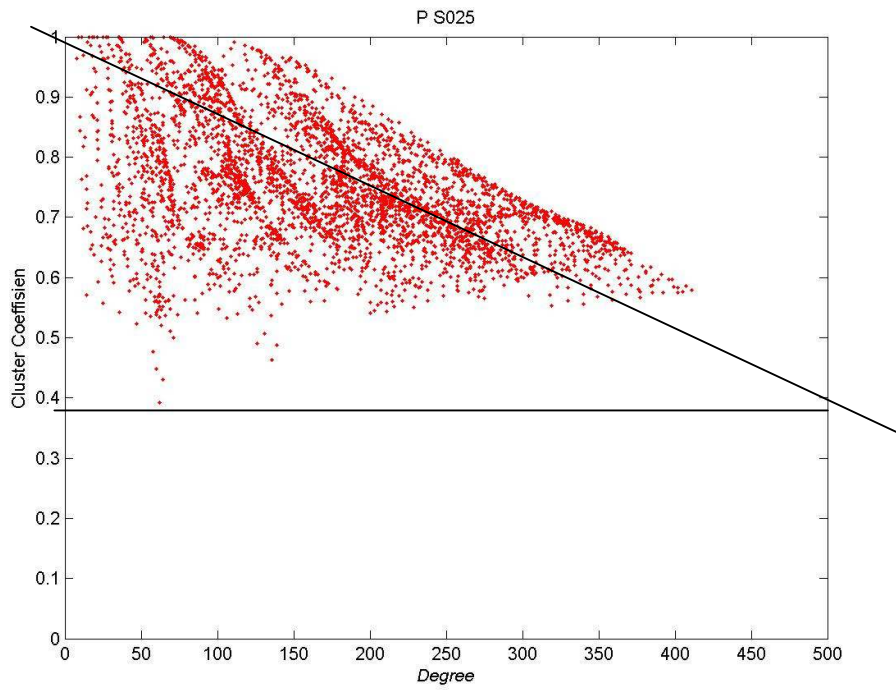
Gambar 5.48 : histogram dari degree sampel normal data ke 046

Berdasarkan pada pengamatan langsung terhadap histogram dari *degree* osteoporosis cenderung *degree*-nya rendah dan *cluster coefficient*-nya rendah. Ditetapkan suatu persamaan garis dengan *gradien*, $m = -0,6/500$ yang bersinggungan pada titik (0;1) dan (500; 0,4) dalam ruang keistimewaan. Jika titik berada dalam fungsi garis maka titik tersebut berada di area renggang atau cenderung osteoporosis. Sampel dikatakan mempunyai kecenderungan awal terkena osteoporosis jika rasio titik di area renggang lebih besar dari pada rasio di area rapat.

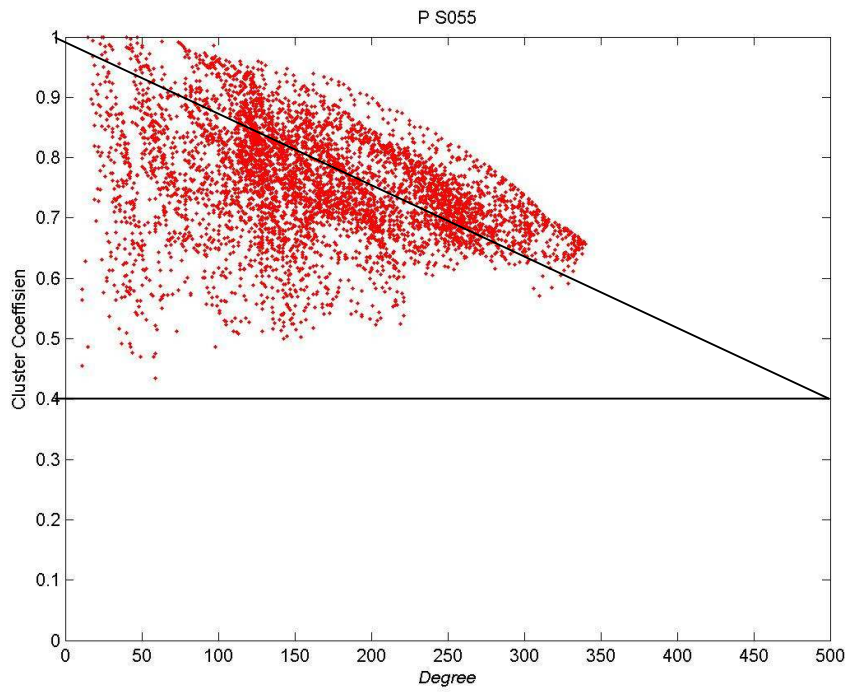
Degree dan *cluster coefficient* di bawa ke ruang keistimewan. Tampak pada **Gambar 5.49**, **Gambar 5.50**, **Gambar 5.51** sebaran data dari sampel terkena osteoporosis. Data cenderung berada di bawah garis. Kecenderungan data menunjukkan kecenderungan awal terkena osteoporosis. **Gambar 5.52**, **Gambar 5.53**, **Gambar 5.54** merupakan ruang keistimewaan dari sampel normal. Pada ruang keistimewaan sampel normal data cenderung berada di atas garis. Kecenderungan itu menggambarkan kecenderungan awal bahwa sampel tidak terjangkau osteoporosis.



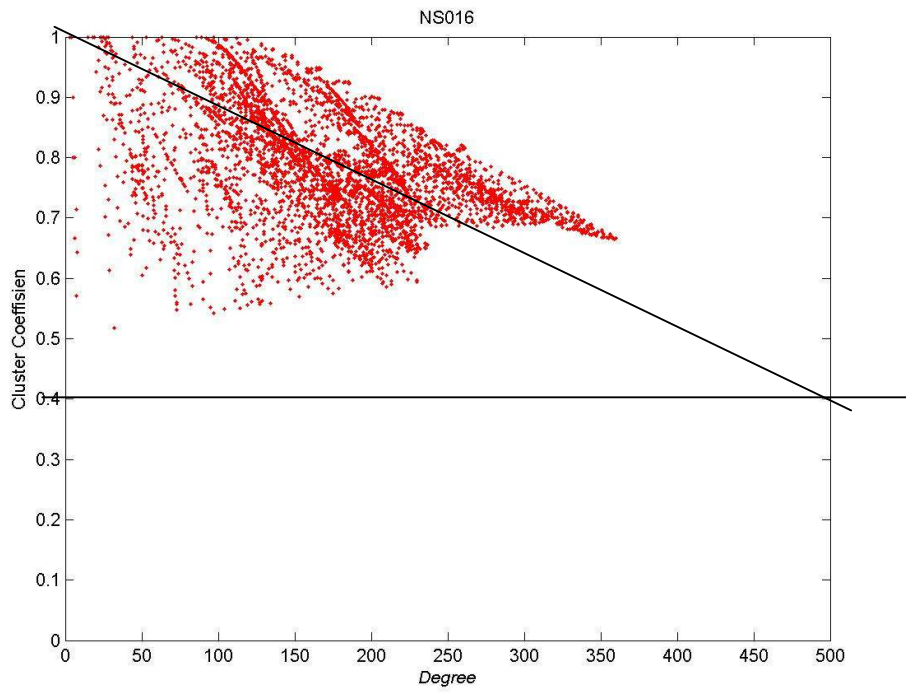
Gambar 5.49 : Ruang keistimewaan citra sampel osteoporosis data ke 004



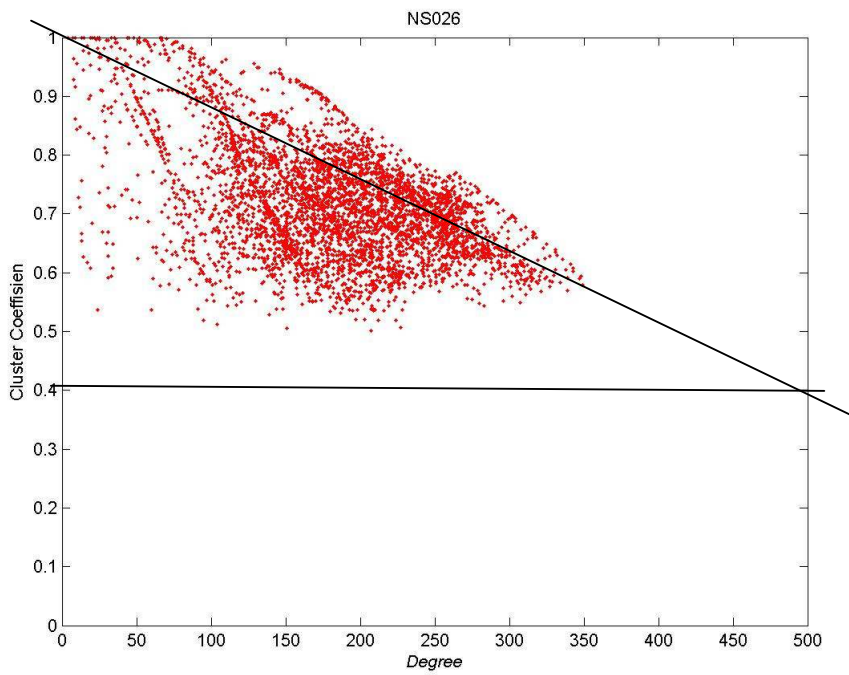
Gambar 5.50 : Ruang keistimewaan citra sampel osteoporosis data ke 025



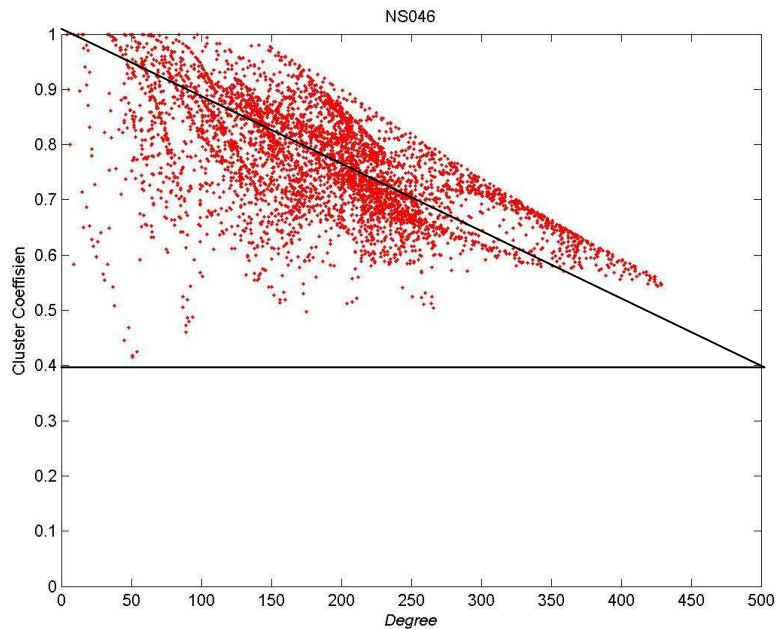
Gambar 5.51 : Ruang keistimewaan citra sampel osteoporosis data ke 055



Gambar 5.52 : Ruang keistimewaan citra sampel normal data ke 016



Gambar 5.53 : Ruang keistimewaan citra sampel normal data ke 026



Gambar 5.54 : Ruang keistimewaan citra sampel normal data ke 046

Fungsi persamaan garis yang telah diperoleh diterapkan ke semua data uji coba citra *trabeculae*. Data-data di ruang keistimewaan dihitung jumlah data yang berada di bawah garis dan di atas garis. Rasio dari jumlah data di bawah garis dan di atas garis terhadap jumlah data secara keseluruhan digunakan sebagai dasar untuk melihat kecenderungan tanda-tanda awal osteoporosis. Jika jumlah data di atas garis lebih besar dari di bawah garis, maka terdapat tanda-tanda awal mempunyai kecenderungan osteoporosis.

Dari perhitungan data dipilah-pilah sesuai dengan kelompok. Semua data diruang keistimewaan dari tiap-tiap kelompok dihitung jumlah data yang berada di bawah garis dan di atas garis. Jumlah data di tiap-tiap area dari setiap data dihitung rasio. Rasio di bawah garis dibandingkan rasio di atas garis. Jika rasio di bawah garis lebih besar dibandingkan rasio di atas garis, maka mempunyai kecenderungan terhadap tanda-tanda awal osteoporosis. **Tabel 5.6** adalah matriks *confusion* dari hasil uji coba. Dari matriks *confusion* diperoleh akurasi 44%, sensitivitas 84%, dan spesifisitas 30,67%.

Tabel 5.6 : matrik *confusion* dari hasil uji coba

		Osteoporosis		Jumlah
		P	N	
Graph	P	21	52	73
	N	4	23	27
jumlah		25	75	100

Data pada **Tabel 5.6** diperoleh dari **Tabel 5.7** dan **Tabel 5.8**. **Tabel 5.7** merupakan tabel hasil perhitungan rasio dari data uji coba citra *trabeculae* dengan BMD osteoporosis. **Tabel 5.8** merupakan tabel hasil perhitungan rasio dari data uji coba citra *trabeculae* dengan BMD normal. Simbol N pada tabel menunjukkan data yang berada di atas garis atau cenderung normal. Simbol P berarti terdapat data-data di bawah garis atau kecenderungan terdapat tanda-tanda awal positif osteoporosis.

Tabel 5.7 : Hasil uji coba pada kelompok data osteoporosis

x-ray ke	Jumlah Node	jumlah P	jumlah N	Rasio P	Rasio N	kecenderungan
2	5329	2012	3317	0.3776	0.6224	N
4	7956	4995	2961	0.6278	0.3722	P
8	4655	2529	2126	0.5433	0.4567	P
9	4593	2367	2226	0.5153	0.4847	P
12	5368	2776	2592	0.5171	0.4829	P
15	5167	3117	2050	0.6033	0.3967	P
19	6511	4140	2371	0.6358	0.3642	P
21	5234	3153	2081	0.6024	0.3976	P
25	4243	2540	1703	0.5986	0.4014	P
37	5393	3777	1616	0.7004	0.2996	P
51	5911	3685	2226	0.6234	0.3766	P
55	5408	3387	2021	0.6263	0.3737	P
58	4155	2200	1955	0.5295	0.4705	P
61	4685	2707	1978	0.5778	0.4222	P
69	4503	2083	2420	0.4626	0.5374	N
72	2356	1437	919	0.6099	0.3901	P
73	4854	3054	1800	0.6292	0.3708	P
75	7387	6135	1252	0.8305	0.1695	P
77	5420	3620	1800	0.6679	0.3321	P
78	4732	2677	2055	0.5657	0.4343	P
79	4183	1827	2356	0.4368	0.5632	N
81	4252	1961	2291	0.4612	0.5388	N
84	4774	3041	1733	0.6370	0.3630	P
91	5625	3366	2259	0.5984	0.4016	P
96	5708	4043	1665	0.7083	0.2917	P

Tabel 5.8 : Hasil uji coba pada kelompok data normal

x-ray ke	Jumlah Node	jumlah P	jumlah N	Rasio P	Rasio N	Kecenderungan
1	5391	2986	2405	0.5539	0.4461	P
3	5012	3271	1741	0.6526	0.3474	P
5	4706	2711	1995	0.5761	0.4239	P
6	2897	1943	954	0.6707	0.3293	P
7	6766	3926	2840	0.5803	0.4197	P
10	5365	1895	3470	0.3532	0.6468	N
11	5260	3407	1853	0.6477	0.3523	P
13	6900	4585	2315	0.6645	0.3355	P
14	4477	2130	2347	0.4758	0.5242	N
16	4354	2142	2212	0.4920	0.5080	N
17	4619	2437	2182	0.5276	0.4724	P
18	4195	1821	2374	0.4341	0.5659	N
20	5545	3158	2387	0.5695	0.4305	P
22	3685	2024	1661	0.5493	0.4507	P
23	5936	4269	1667	0.7192	0.2808	P
24	6007	4024	1983	0.6699	0.3301	P
26	4585	3245	1340	0.7077	0.2923	P
27	4761	3175	1586	0.6669	0.3331	P
28	5229	2451	2778	0.4687	0.5313	N
29	5062	2591	2471	0.5119	0.4881	P
30	3220	1180	2040	0.3665	0.6335	N
31	6298	3539	2759	0.5619	0.4381	P
32	6045	4056	1989	0.6710	0.3290	P
33	5044	2791	2253	0.5533	0.4467	P
34	4535	3188	1347	0.7030	0.2970	P
35	7118	4766	2352	0.6696	0.3304	P
36	5977	3191	2786	0.5339	0.4661	P
38	6032	3362	2670	0.5574	0.4426	P
39	6117	3786	2331	0.6189	0.3811	P
40	3743	1832	1911	0.4894	0.5106	N
41	6438	3774	2664	0.5862	0.4138	P
42	5111	2987	2124	0.5844	0.4156	P
43	4799	1668	3131	0.3476	0.6524	N
44	3995	1425	2570	0.3567	0.6433	N
45	4941	2999	1942	0.6070	0.3930	P
46	4741	2272	2469	0.4792	0.5208	N
47	4898	2824	2074	0.5766	0.4234	P
48	5495	2470	3025	0.4495	0.5505	N
49	4970	2177	2793	0.4380	0.5620	N
50	5085	2149	2936	0.4226	0.5774	N
52	5710	2755	2955	0.4825	0.5175	N
53	6282	4437	1845	0.7063	0.2937	P
54	2009	1234	775	0.6142	0.3858	P
56	5054	3396	1658	0.6719	0.3281	P
57	4332	1890	2442	0.4363	0.5637	N
59	6674	3714	2960	0.5565	0.4435	P
60	5851	5150	701	0.8802	0.1198	P
62	5081	3614	1467	0.7113	0.2887	P
63	1538	780	758	0.5072	0.4928	P
64	3341	1457	1884	0.4361	0.5639	N
65	6305	4141	2164	0.6568	0.3432	P
66	2408	1515	893	0.6292	0.3708	P
67	3983	1877	2106	0.4713	0.5287	N
68	4869	2257	2612	0.4635	0.5365	N
70	3632	1671	1961	0.4601	0.5399	N
71	5451	3295	2156	0.6045	0.3955	P
74	4317	2099	2218	0.4862	0.5138	N
76	3953	2169	1784	0.5487	0.4513	P
80	5504	3659	1845	0.6648	0.3352	P
82	5970	3404	2566	0.5702	0.4298	P
83	2377	920	1457	0.3870	0.6130	N
85	5015	3128	1887	0.6237	0.3763	P
86	5184	2748	2436	0.5301	0.4699	P
87	5208	3484	1724	0.6690	0.3310	P
88	5045	2663	2382	0.5278	0.4722	P
89	4421	2058	2363	0.4655	0.5345	N
90	3792	2619	1173	0.6907	0.3093	P
92	6260	4578	1682	0.7313	0.2687	P
93	5327	2527	2800	0.4744	0.5256	N
94	4776	3511	1265	0.7351	0.2649	P
95	4461	2331	2130	0.5225	0.4775	P
97	4909	3042	1867	0.6197	0.3803	P
98	6268	3398	2870	0.5421	0.4579	P
99	6239	3752	2487	0.6014	0.3986	P
100	4312	2270	2042	0.5264	0.4736	P

BAB 6

SIMPULAN DAN SARAN

6.1. Kesimpulan

Waktu komputasi pada *random graph* metode *erdos* dan *royi* dapat dikurangi dengan mengintegrasikan metode *k*-NN. *k*-NN digunakan untuk menghubungkan busur dari setiap simpul dengan *k* tetangga terdekat. *Random graph metode erdos* dan *royi* yang semula menghubungkan $n(n-1)$ simpul, setelah diintegrasikan dengan *k*-NN menjadi hanya menghubungkan $n(k)$ simpul. Waktu komputasi *random graph metode erdos* dan *royi* $n(n-1)$, sedangkan *Random graph metode erdos* dan *royi* dengan *k*-NN menjadi $n(k+k^2)$, dimana *k* adalah waktu untuk menghubungkan busur dari simpul ke *k* jumlah tetangga, dan k^2 adalah waktu untuk mencari tetangga dalam jendela.

Graph yang dibangkitkan dapat digunakan untuk mengukur kerapatan dari *trabeculae* pada tulang *mandibulae*. Pengukuran kerapatan menggunakan dua karakter dari *graph*, *degree* dan *cluster coefficient*. Grafik ruang keistimewaan antara *degree* dan *cluster coefficient* bisa digunakan untuk membedakan *trabeculae* di area rapat atau renggang. Rasio jumlah *trabeculae* di area rapat dan rasio *trabeculae* di area renggang dapat digunakan untuk membantu mendeteksi tanda-tanda awal dari osteoporosis.

6.2 Saran

Pengurangan waktu komputasi pada *random graph erdos roy* dengan *k*-NN masih terdapat waktu komputasi untuk mencari *k* ketetanggaan yang relatif besar. Waktu komputasi mencari *k* ketetanggaan masih perlu dikurangi. Metode pembuatan jendela bisa ditingkatkan ketepatannya agar diperoleh *k* ketetanggaan lebih tepat dan waktu pencarian *k* ketetanggaan lebih cepat.

Dalam penelitian ini sensitifitasnya masih rendah. Penentuan ROI yang lebih tepat masih dimungkinkan untuk memperbaiki hasil. Selain itu, metode yang dipakai dalam proses pengolahan citra perlu dicari metode yang lebih tepat. Untuk meningkatkan akurasi perhitungan, karakter *graph* perlu ditambah dengan karak-

ter yang lain. Dalam penelitian ini penetapan nilai probabilitas belum ada metode khusus. Penetapan nilai probabilitas yang dipakai untuk membangkitkan *random graph* masih membutuhkan metode yang tepat untuk menentukan besarnya. Penetapan batas area *trabeculae* renggang dan padat juga memerlukan pengukuran yang lebih presisi.

DAFTAR PUSTAKA

- Arifin, Z. A., Asano, A., Taguchi, A., Nakamoto, T., (2006). "Computer aided System for Measuring the Mandibular Cortical Width on Dental Panoramic Radiographs in Identifying Postmenopausal Women With Low Bone Mineral density". *Osteoporosis International Vol 17*: 753-759
- Albert, R., Barabasi, A. -L..(2002). "*Statistical Mechanics of Complex Networks*" Review of Modern Physics volume 75 halaman 47 – 98.
- Andre, M., Ijaz, K., Tillinghast, J. D., Krebs, V. E., Diem, L. A., Metchock, B., Crisp, T., McElroy, P. D.(2006) "Transmission Network Analysis to Complement Routine Tuberculosis Contact Investigations" *American Journal of Public Health*. volume 96 nomor 11
- Bozic, M., Hren, N. I. (2005) "Osteoporosis and Mandibles" *Dentomaxillofacial Radiology*. volume 35 .178-184. The British Institute Radiology.
- Diestel, Reinhard (2000). *Graph Theory Electronic Edition*. Springer-Verlag: New York.
- Demir, C., Yener, B., dan Gultekin, S. H. (2005). "Augmented Cell-Graph for Automated Cancer Diagnosis". *Bioinformatic Vol 21 suplemen 2*. ii7-ii12
- Devlin, H., Horner, K. (2002). "Mandibular Radiometric Indices in the Diagnosis of Reduce Skeletal Bone Mineral Density"
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., Eddins, S. L.. (2002). *Digital Image Processing*. Prentice Hall. New Jersey.
- Gusebroek, Jan-Mark., Smeulders, A.W .M., dan Cornellisen F (1999). "Segmentation of Tissue by Distance Graph Matching". *Cytometry* 35:11-22
- Gunduz, C., Yener, B., dan Gultekin, S. H. (2004). "The Cell Graphs of Cancer". *Bioinformatic Vol. 20 suplemen 1*. i145-i151
- Law, Anna N., Bollen, Anne-Marie, Chen, Ssu-Kuang (1996). "Detecting Osteoporosis Using Dental Radiographs : A Comparison of Four Methods". *JADA Vol. 127*. 1734 – 1742.
- Levitin, Anany. (2007). *Intoduction to The Design and Analysis of Algoritms second edition*. Pearson Education, Inc
- Horner, K., Devlin, H.. (1998). "The Relationships Between Two Indices of Mandibular Bone Quality and Bone Mineral Density Measured by Dual

Energy X-ray Absorptiometry” *Dentomaxillofacial Radiology*. Vol 27 .17 - 21

- Newman, M. E. J.. (2001a). “Scientific Collaboration Network. II. Shorest Paths, Weighted Network, and Centrality”. *Physical review Vol. E64 016132*
- Newman, M. E. J.. (2001b), “Who is the Best Connected Scientist ? A Study of Scientific Coauthorship Network”. *Physical review Vol. E64 0011144*.
- Newman, M. E. J., (2001c), “Random Graph models of Sosial Network”. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* 99. 2566-2572.
- Newman, M. E. J., 2003, “The Structure and Function of Complex Networks”. *SIAM review Vol. 45 Number 2 : 167-256*
- Raisz, Lawrence G. 2005, “Pathogenesis of osteoporosis: concepts, conflicts, and prospects”. *The Journal of Clinical Investigation Vol. 115 Nomor 1. 3318 – 3325*
- Suei, Y., Taguchi, A., Tanimoto, K..(2003) “Diagnostic Points and Possible Origin of Osteomyelitis in Synovitis, Acne, Ustulosis, Hyperostosis And Osteitis (SAPHO) Syndrome: A Radiographic Study Of 77 Mandibular Osteomyelitis Cases” *Rheumatology*. volume 42 halaman 1398-1403.
- Taguchi, A., Tsuda, M., Ohtsuka, M., dkk (2005). “Uses Dental Panoramic Radiographs in Identifying Younger Postmenopausal Women with Osteoporosis” *Osteoporosis International*.
- Taguchi, Akira (2004). “Validation of Dental Panoramic Radiography Measures for Identifying Postmenopausal Women with Spinal Osteoporosis”, *American Roentgen Ray Society* Vol. 183. 1755-1760.
- Taguchi, A., Ohtsuka, M., Nakamoto, T. dkk (2007) "Identification of post-menopausal women at risk of osteoporosis by trained general dental practitioners using panoramic radiographs" *Dentomaxillofacial Radiology*. vol 36. 149–154
- Tanbe, T., Asano, A., Taguchi, A., Nakamoto, T., Tanimoto K., Muneyasu M., Hanimoto T., (2001) “Analysis of Trabecular Pattern of The Mandible on Panoramic Radiographs After the Removal of Tooth Root Patterns”
- Watts, D. J., Strogatz, S. H.. (1998). “Collective dynamics of ‘small-world’ models” *Nature*. Volume 393 halaman 440-442.
- White, S. C., Taguchi, A., Kao, D., dkk (2004). “Clinical and Panoramic Predictors of Femur Bone Mineral Density” *Osteoporosis International*

White, S. C., Atchinson, KA., Gornbein, JA., Nattiv, A., Hill, P., Service, SK., Yoon, DC. (2005). "Change in Mandibular Trabecular Pattern an Hip Fracture in Elderly Women" *Dentomaxillofacial Radiology* volume 34 halaman 168-174. The British Institute of Radiology.

WHO Sceintific Group, 2003, Prevention and management of Osteoporosis, *WHO technical report seri 921*. Genewa.

Yasar, F., Akgunlu, F..(2006). "The Differences in Panoramic Mandibular Indices and Fractal Dimension Between With and Without Spinal Osteoporosis" *Dentomaxillofacial Radiology* volume 35 halaman 1-9. The British Institute of Radiology.

Young, Ian T.. Gerbrands, Jan J.. van Vliet, Lucas J. (1998). *Fundamental of Image processing*. Deft University of Technology : Netherland.