

PENGUKURAN KETEBALAN TULANG KORTIKAL PADA CITRA PANORAMIK GIGI BERBASIS KURVA POLINOMIAL

Dini Adni Navastara¹, Agus Zainal Arifin², Anjar Mustika³, Chastine Fatichah⁴

(1) Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, ITS (dini_navastara@if.its.ac.id)

(2) Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, ITS (agusza@if.its.ac.id)

(3) Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, ITS (anjar@gmail.com)

(4) Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, ITS (chf@if.its.ac.id)

Abstrak

Pengukuran ketebalan tulang kortikal pada citra panoramik gigi merupakan salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendiagnosa osteoporosis. Namun, pengukuran ketebalan tulang kortikal dari citra panoramik gigi umumnya masih dilakukan secara manual oleh ahli medis. Makalah ini mengusulkan penerapan metode kurva polinomial untuk melakukan pengukuran ketebalan tulang kortikal secara kontinyu pada citra panoramik gigi. Tahapan yang dilakukan adalah pemilihan ROI (Region Of Interest), segmentasi, dan pengukuran ketebalan tulang kortikal. Pada tahap pertama dilakukan pemilihan ROI berukuran 129×129 piksel pada bagian kiri dan kanan tulang kortikal. Segmentasi dilakukan dengan metode multi-scale line operator, hole filling, distance transform, dan dynamic programming. Pada tahap terakhir dilakukan pengukuran dengan cara memodelkan tepi atas tulang kortikal hasil segmentasi menggunakan kurva polinomial orde dua untuk menentukan arah pengukuran. Data yang digunakan dalam tahap uji coba adalah 123 citra panoramik gigi dari wanita menopause. Berdasarkan uji coba, diperoleh hasil segmentasi paling optimal yaitu dengan rata-rata nilai ME 5,9%, RAE 11,1% dan MHD 3,2. Sedangkan hasil uji coba pengukuran tulang kortikal menggunakan metode berbasis kurva polinomial diperoleh nilai sensitivity 88,2% dan specificity 56,6%.

Keyword: tulang kortikal, panoramik gigi, multi-scale line operator, pengukuran ketebalan, kurva polinomial.

1. Pendahuluan

Osteoporosis adalah penyakit yang ditandai dengan rendahnya massa tulang dan kerusakan struktur jaringan tulang. Akibat rendahnya massa tulang, seseorang akan mudah terkena patah tulang jika terjatuh maupun kecelakaan. Jumlah kasus patah tulang pinggul yang disebabkan oleh osteoporosis di seluruh dunia meningkat dari sekitar 1,3 juta pada 1990 dan diperkirakan meningkat menjadi 4,5 juta pada 2050 [1]. Oleh sebab itu, deteksi dini resiko osteoporosis dapat membantu mengurangi indikasi patah tulang.

Osteoporosis paling sering menyerang wanita yang telah masuk masa *menopause*. Namun, hanya sekitar 4,3% wanita yang telah masuk masa menopause melakukan pemeriksaan osteoporosis. Hal ini menunjukkan bahwa pasien kurang berminat pada pemeriksaan rutin osteoporosis, sehingga diperlukan strategi pemeriksaan lain. Di pihak lain, jumlah kunjungan pasien ke dokter gigi semakin meningkat. Dan sudah terdapat beberapa penelitian yang menyatakan bahwa pengukuran kepadatan mineral tulang atau *Bone Mineral Density* (BMD) untuk mendeteksi osteoporosis dapat dilakukan dengan cara mengukur ketebalan tulang kortikal pada citra panoramik gigi.

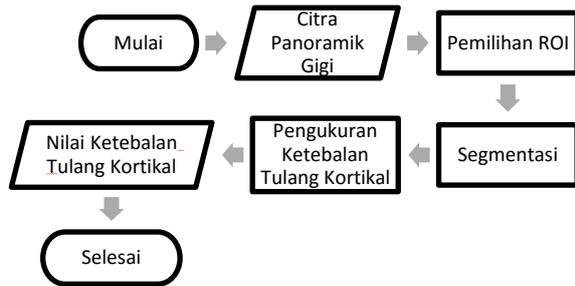
Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Devlin pada tahun 2007 [2] mengenai perbandingan *Mandibular Cortical Width* (MCW) dan *cortical index* menunjukkan

bahwa pengukuran MCW merupakan area penelitian yang lebih baik dibandingkan pengukuran *cortical index* untuk meningkatkan akurasi deteksi osteoporosis. Arifin, et.al melakukan pengukuran MCW secara semi-otomatis dan masih memerlukan bantuan manusia pada beberapa bagian metode pengukuran sehingga berpotensi menimbulkan ketidak-konsistenan [3]. Selain itu, pada penelitian tersebut MCW hanya diukur pada satu titik. Sehingga jika pada titik tersebut terdapat noise yang tidak dapat dihilangkan, maka berpotensi terjadi kesalahan pada pengukuran.

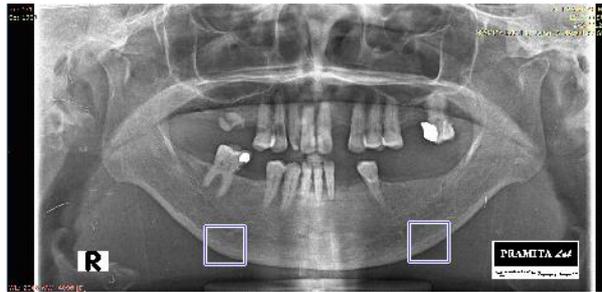
Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan sebuah sistem pengukuran ketebalan tulang kortikal secara kontinyu sehingga pengukuran yang dilakukan benar-benar bersifat otomatis dan tidak tergantung hanya pada satu titik tertentu dari tulang kortikal. Pengukuran ketebalan tulang kortikal dilakukan dengan menggunakan pendekatan kurva polinomial. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat membantu para ahli medis dalam mendiagnosa penyakit, seperti osteoporosis.

2. Metodologi

Proses pengukuran ketebalan tulang kortikal pada citra panoramik gigi terdiri dari tiga proses utama, yaitu pemilihan ROI (*Region Of Interest*), segmentasi dan pengukuran ketebalan tulang kortikal yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Sistem



Gambar 2. Posisi ROI Tulang Kortikal pada Citra Panoramik Gigi

A. Pemilihan ROI

Proses pemilihan ROI merupakan proses untuk mendapatkan dua buah sampel area tulang kortikal bagian kiri dan kanan. Pada tahap ini citra asli yang berukuran 1976×976 piksel diambil dua bagian yang disebut sebagai ROI. Masing-masing ROI berukuran 129×129 piksel. ROI diambil pada area di bawah mental foramen yaitu lubang yang berada pada rahang bawah di bagian kiri dan kanan karena area tersebut signifikan terhadap diagnosa osteoporosis [1]. Contoh posisi pengambilan ROI ditunjukkan pada Gambar 2.

B. Segmentasi

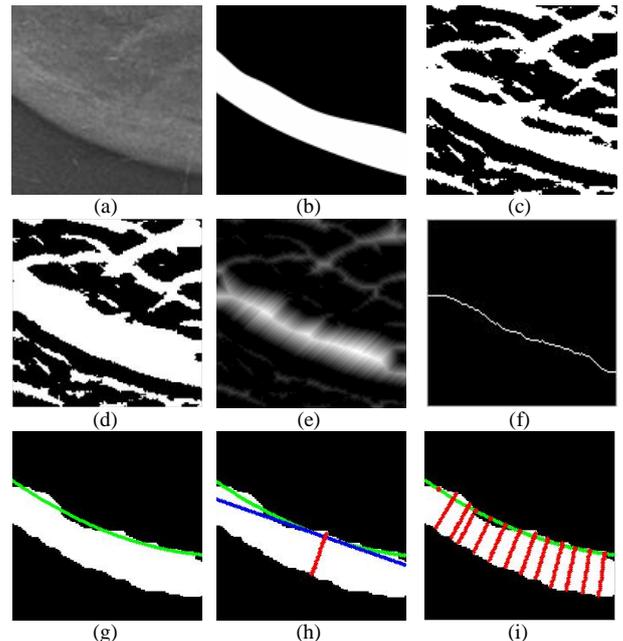
Tahap segmentasi tulang kortikal merupakan tahap yang dilakukan untuk mendapatkan citra biner tulang kortikal dari ROI yang telah didapatkan pada tahap sebelumnya. Tahap segmentasi dilakukan menggunakan metode *multi-scale line operator*, *hole filling*, *distance transform*, dan *dynamic programming*.

1) Multi-scale line operator

Metode *multi-scale line operator* digunakan untuk mendapatkan nilai *line strength* pada tiap *piksel* seperti yang ditunjukkan pada Gambar (b).

Langkah pertama dari proses ini adalah melakukan analisis *multi-scale* menggunakan *Gaussian image pyramid* untuk menghasilkan citra pada beberapa skala. Pada *Gaussian image pyramid*, pembentukan citra pada level l dilakukan berdasarkan citra pada level $l-1$ menggunakan persamaan **Error! Reference source not found.** [4]. w merupakan bobot *Gaussian*. Citra setiap level l didapatkan dengan mengecilkan citra pada level $l-1$ dengan skala 0,5. Setiap citra tersebut dikembalikan lagi

ke ukuran semula menggunakan persamaan **Error! Reference source not found.** [4], di mana k adalah



Gambar 3. Proses Segmentasi dan Pengukuran Ketebalan Tulang Kortikal. (a) Citra ROI; (b) Citra Ground Truth; (c) Citra Biner Line Strength; (d) Citra Hasil Hole Filling; (e) Distance Matrix; (f) Garis Tengah Tulang Kortikal; (g) Kurva Polinomial Orde Dua; (h) Garis Tegak Lurus terhadap Line Tangent; (i) Beberapa Arah Pengukuran Ketebalan Tulang Kortikal.

jumlah perbesaran yang dilakukan hingga didapatkan citra berukuran sama dengan ukuran aslinya.

$$G_l(i, j) = \sum_m \sum_n w(m, n) G_{l-1}(2i + m, 2j + n) \quad (1)$$

$$G_{l,k}(i, j) = 4 \sum_m \sum_n G_{l,k-1} \left(\frac{2i + m}{2}, \frac{2j + n}{2} \right) \quad (2)$$

Langkah kedua pada *multi-scale line operator* adalah menghitung nilai *line strength* setiap piksel pada citra yang dihasilkan oleh *Gaussian image pyramid* menggunakan metode *line operator*. *Line operator* adalah salah satu metode pendeteksian struktur linier yang telah digunakan untuk mendeteksi struktur linier pada citra *mammographic* [5]. Metode *line operator* menghitung nilai *line strength* setiap piksel (x, y) dengan persamaan (3). Θ merupakan himpunan sudut-sudut rotasi kernel (θ) sebanyak jumlah orientasi. F adalah kernel *foreground* dengan ukuran panjang M dan lebar satu piksel. Nilai dari *foreground* pada tiap sudut $F(x, y, \theta)$ adalah rata-rata dari piksel yang dilalui *kernel foreground*. B adalah *kernel background* pada tiap sudut $B(x, y, \theta)$ adalah rata-rata dari piksel yang dilalui *kernel background*.

$$S(x, y) = \max_{\theta \in \Theta} (F(x, y, \theta) - B(x, y, \theta)) \quad (1)$$

2) Hole Filling

Proses *hole filling* digunakan untuk memperbaiki area tulang kortikal yang berlubang dari hasil *multi-scale line*

operator karena lubang yang berada di dalam area tulang kortikal akan dianggap sebagai background oleh proses *distance transform*, sehingga jarak pada piksel di sekitar area lubang tulang kortikal akan menjadi kecil. Proses diawali dengan binerisasi citra *line strength* sehingga diperoleh hasil citra biner seperti yang ditunjukkan Gambar 3(c). Dari citra biner *line strength* dilakukan operasi *hole filling* untuk menutup lubang di area tulang kortikal, sehingga diperoleh area tulang kortikal yang tidak berlubang seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3(d).

3) Distance Transform

Proses *distance transform* digunakan untuk memperoleh jarak piksel objek terhadap *background* terdekat. Proses ini menggunakan *Two-pass algorithm* [6] yaitu perhitungan jarak pada setiap piksel dilakukan dengan *scanning* sebanyak dua kali. *Scanning* pertama dilakukan dengan urutan *forward* dan menggunakan persamaan (2). *Scanning* kedua dilakukan pada hasil *scanning* pertama dengan urutan *backward* dan menggunakan persamaan (3). Perhitungan jarak menggunakan aturan 8-ketetanggaan. Sehingga untuk $B(p)$ berada pada posisi $(i-1, j-1)$, $(i-1, j)$, $(i, j-1)$, dan $(i-1, j+1)$, sedangkan $A(p)$ berada pada posisi $(i, j+1)$, $(i+1, j)$, $(i+1, j-1)$, dan $(i+1, j+1)$. Keluaran proses ini adalah *distance matrix* yang menyatakan jarak antara piksel *foreground* dengan *background* yang terdekat sehingga pada daerah garis tengah tulang kortikal akan didapatkan jarak maksimum, dan bagian tepi tulang kortikal mendapatkan jarak minimum seperti yang ditunjukkan Gambar (e).

$$f_1(p) = \begin{cases} 0 & \text{jika } f(p) = 0 \\ \min\{f_1(q) + 1 \mid q \in B(p)\} & \text{jika } f(p) \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$f_2(p) = \min\{f_1(p), f_2(q) + 1 \mid q \in A(p)\} \quad (3)$$

4) Dynamic Programming

Proses *dynamic programming* digunakan untuk menentukan posisi garis tengah tulang kortikal yang didefinisikan sebagai *path* terpendek yang menghubungkan kolom pertama hingga kolom terakhir dengan nilai jarak kumulatif yang maksimum. Proses ini diawali dengan membentuk *cumulative distance matrix* (C) pada setiap piksel dengan persamaan (4) dan (5) di mana c adalah *distance matrix* [7]. Proses terakhir adalah *backtracking*. Proses ini diawali dengan memilih piksel dengan nilai terbesar di kolom terakhir *cumulative distance matrix*. Dari piksel tersebut dilakukan penelusuran path hingga ke piksel di kolom pertama pada *cumulative distance matrix* sehingga didapatkan piksel – piksel yang membentuk *path* dengan jarak maksimum yang disebut sebagai garis tengah tulang kortikal yang ditunjukkan Gambar (f).

$$C(i, 1) = c(i, 1) \quad (4)$$

$$C(i, j) = c(i, j) + \max_{J=j-1, j+1} (C(i-1, J)) \quad (5)$$

C. Pengukuran Ketebalan Tulang Kortikal

Tahap pengukuran ketebalan tulang kortikal dilakukan menggunakan fungsi polinomial. Proses fungsi polinomial untuk pengukuran terdiri dari 4 proses, yaitu *curve fitting*, garis singgung (*line tangent*), garis tegak lurus, dan jarak *Euclidean*. Hasil yang diperoleh pada setiap proses yang dilakukan pada fungsi polinomial ditunjukkan pada Gambar 3(g) dan Gambar 3(h).

Proses pertama adalah melakukan *curve fitting* pada tepi atas tulang kortikal menggunakan metode *least square*. Kurva fungsi polinomial yang digunakan adalah orde dua karena tulang kortikal memiliki bentuk yang menyerupai kurva tersebut. Dari *curve fitting* yang dilakukan, diperoleh persamaan

$$y = ax^2 + bx + c. \quad (6)$$

Pengukuran secara kontinyu pada tulang kortikal dilakukan dengan bantuan kurva polinomial orde dua yang telah dibentuk pada tepi atas tulang kortikal sebagai penentuan arah pengukuran. Untuk mendapatkan titik tepi atas dan tepi bawah yang sesuai dengan arah kurva polinomial diperlukan persamaan *line tangent* pada setiap titik hasil *curve fitting*. Kemudian pada *line tangent* tersebut diukur jarak antara titik tepi atas dan tepi bawah yang tegak lurus terhadap *line tangent* menggunakan jarak *Euclidean*.

Line tangent adalah fungsi polinomial orde satu yang memiliki persamaan (7). Di mana m_1 merupakan gradien *line tangent* pada titik x dan y yang didapatkan dari turunan pertama fungsi polinomial orde dua. Sehingga m_1 memiliki persamaan (8)[8].

$$y = m_1x + c_1 \quad (7)$$

$$m_1 = f'(x) = 2ax + b \quad (8)$$

Garis yang tegak lurus terhadap *line tangent* memiliki gradien m_2 yang berbeda dengan m_1 yang didapatkan melalui persamaan (11)[8]. Garis yang tegak lurus tersebut memiliki persamaan (12) di mana c_2 diperoleh dari persamaan (13).

$$m_2 = \frac{-1}{m_1} \quad (9)$$

$$y = \frac{-1}{m_1}x + c_2 \quad (10)$$

$$c_2 = y - m_2x. \quad (11)$$

Setiap titik (x_1, y_1) pada tepi atas maupun tepi bawah tulang kortikal dicari satu titik pada tepi atas dan satu titik pada tepi bawah yang memiliki jarak antara titik tersebut terhadap garis tegak lurus menggunakan persamaan (14)[8].

$$d = \frac{|y_1 - x_1m - c|}{\sqrt{m^2 + 1}} \quad (12)$$

Dari perhitungan jarak tersebut diperoleh pasangan titik (x_1, y_1) pada tepi atas dan titik (x_2, y_2) pada tepi bawah tulang kortikal yang terdekat dengan garis tegak lurus. Kedua titik tersebut diukur jaraknya menggunakan jarak *Euclidean* dengan persamaan

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}. \quad (13)$$

Dari seluruh ketebalan tulang kortikal yang dihasilkan pada satu citra seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3(i), akan dipilih ketebalan yang signifikan terhadap diagnosis osteoporosis. Pemilihan ketebalan didasarkan pada hasil uji coba jenis ketebalan yang digunakan pada pengukuran ketebalan.

3. Hasil dan Pembahasan

Data uji coba yang digunakan adalah citra panoramik gigi dari 123 pasien. Dari citra panoramik gigi dilakukan proses *cropping* ROI pada area di bawah *mental foramen* bagian kiri dan kanan dengan ukuran 129×129 piksel.

Untuk menguji performa hasil segmentasi, hasil segmentasi dibandingkan dengan citra *ground truth*. Citra *ground truth* yang digunakan berupa citra hitam putih, di mana bagian putih menunjukkan area tulang kortikal seperti yang ditunjukkan pada Gambar (h).

Sedangkan untuk menguji kebenaran dari hasil pengukuran, digunakan data *ground truth* berupa label klasifikasi osteoporosis. Label klasifikasi tersebut terdiri dari tiga jenis, yaitu normal, osteopenia, dan osteoporosis. Ketiga label tersebut dikelompokkan menjadi dua jenis, yaitu positif yang terdiri dari label osteoporosis dan negatif yang terdiri dari normal dan osteopenia. Dari seluruh data yang digunakan, label positif terdiri dari 17 citra, dan label negatif terdiri dari 106 citra.

Kualitas citra hasil segmentasi diukur menggunakan *Misclassification Error* (ME), *Relative Foreground Area Error* (RAE), dan *Modified Hausdorff Distance* (MHD). Semakin kecil nilai ME, RAE dan MHD maka kualitas segmentasi sistem semakin baik [9].

Tabel 1. Performa Uji Coba Level, Ukuran Window, dan Orientasi pada Multi-Scale Line Operator

Level	Win dow	Orien tasi	ME	RAE	MHD
2	10	3	7,4%	16,4%	4,4
2	10	4	7,7%	14,1%	5,1
2	10	5	10,1%	14,7%	7,5
2	15	3	10,3%	23,1%	6,5
2	15	4	10,9%	20,8%	7,2
2	15	5	14,3%	20,2%	9,7
2	20	3	7,5%	13,2%	4,6
2	20	4	10,0%	15,3%	6,5
2	20	5	13,5%	20,3%	9,0
3	10	3	5,9%	11,5%	3,2
3	10	4	5,9%	11,2%	3,2
3	10	5	5,9%	11,1%	3,2
3	15	3	7,9%	14,3%	4,4
3	15	4	7,6%	13,0%	4,1
3	15	5	7,6%	12,8%	4,1
3	20	3	6,2%	12,3%	3,5

3	20	4	6,3%	13,0%	3,5
3	20	5	6,8%	14,0%	3,8

Nilai ME menunjukkan rasio *background* yang diklasifikasikan secara salah sebagai *foreground* dan *foreground* yang diklasifikasikan secara salah sebagai *background* [9]. Perhitungan ME ditunjukkan pada persamaan (14). B menunjukkan area *background*, F menunjukkan area *foreground*. O adalah citra *ground truth*, sedangkan T adalah citra hasil segmentasi.

RAE menunjukkan rasio kesamaan jumlah piksel objek hasil segmentasi dengan *ground truth* [9]. Perhitungan RAE ditunjukkan pada persamaan (15). A adalah area *foreground*.

Nilai MHD menunjukkan distorsi bentuk objek hasil segmentasi terhadap objek pada *ground truth* [9]. Perhitungan MHD ditunjukkan pada persamaan **Error! Reference source not found.** di mana d_{MHD} didapatkan melalui persamaan **Error! Reference source not found.** F adalah himpunan piksel-piksel tepi *foreground*, dan f adalah piksel tepi *foreground*.

$$ME = \frac{1 - |B_O \cap B_T| + |F_T \cap F_O|}{|B_O| + |F_O|} \quad (14)$$

$$RAE = \begin{cases} \frac{A_O - A_T}{A_O} & \text{jika } A_T < A_O \\ \frac{A_T - A_O}{A_T} & \text{jika } A_T \geq A_O \end{cases} \quad (15)$$

$$MHD(F_O, F_T) = \max(d_{MHD}(F_O, F_T), d_{MHD}(F_T, F_O)) \quad (16)$$

$$d_{MHD}(F_O, F_T) = \frac{1}{|F_O|} \sum_{f_O \in F_O} \min_{f_T \in F_T} \|f_O - f_T\| \quad (17)$$

Tabel 1 merupakan hasil pengukuran performa terhadap level, ukuran window dan orientasi pada metode *multi-scale line operator* berdasarkan nilai ME, RAE dan MHD. Berdasarkan Tabel 1, nilai ME, RAE, dan MHD paling optimal yaitu pada level 3, ukuran window 10 dan orientasi 5.

Tabel 2 merupakan hasil pengukuran performa dari uji coba jenis ketebalan berdasarkan nilai *sensitivity* dan *specificity*. Uji coba pengukuran ketebalan dilakukan dengan cara mengklasifikasikan hasil pengukuran menjadi kelas positif dan negatif osteoporosis melalui nilai threshold tertentu kemudian membandingkan klasifikasi tersebut dengan *ground truth* label osteoporosis. Berdasarkan Tabel 2, nilai *sensitivity* sebesar 88,2% dan *specificity* sebesar 56,6% adalah nilai yang paling optimal yaitu dengan threshold ketebalan tulang kortikal sebesar 20,1.

Tabel 2. Performa Uji Coba Jenis Ketebalan

Jenis Ketebalan	Threshold	Sensitivity	Specificity
Rata-rata	31,2	88,2%	26,4%
Median	30,5	88,2%	34,0%
Maksimum	42,8	88,2%	14,2%
Minimum	20,1	88,2%	56,6%

Mean 90%	31,2	88,2%	28,3%
Mean 80%	31,2	88,2%	27,4%
Mean 70%	31,3	88,2%	26,4%
Mean 60%	31,3	88,2%	27,4%

- [9] A. Z. Arifin, A. Asano, "Image Segmentation by Histogram Thresholding Using Hierarchical Cluster Analysis," *Elsevier Pattern Recognition Letters*, no. 27, pp. 1515-1521, May 2006.

4. Kesimpulan

Segmentasi tulang kortikal pada citra panoramik gigi dapat dilakukan menggunakan metode *multi-scale line operator* dikombinasikan dengan metode *hole filling*, *distance transform*, dan *dynamic programming*. Hasil segmentasi yang paling optimal memiliki nilai rata-rata ME 5,9%, RAE 11,1% dan MHD 3,2.

Berdasarkan uji coba, kurva polinomial orde dua dapat digunakan untuk mengukur ketebalan tulang kortikal. Hasil pengukuran ketebalan tulang kortikal menggunakan kurva polinomial dievaluasi untuk mendiagnosis osteoporosis dengan nilai *sensitivity* 88,2% dan *specificity* 56,6%.

Daftar Pustaka

- [1] M. S. Kavitha, F. Samopa, A. Asano, A. Taguchi, M. Sanada, "Computer-aided measurement of mandibular cortical width on dental panoramic radiographs for identifying osteoporosis," *Journal of Investigative and Clinical Dentistry*, pp. 36-44, 2012.
- [2] H. Devlin, K. Karayianni, A. Mitsea, R. Jacobs, C. Lindh, P. van der Stelt, E. Marjanovic, J. Adams, S. Pavitt, K. Horner, "Diagnosing osteoporosis by using dental panoramic radiographs: the OSTEOIDENT project," *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod*, no. 104, pp. 821-828, 2007.
- [3] A. Z. Arifin, A. Asano, A. Taguchi, T. Nakamoto, M. Ohtsuka, K. Tanimoto, "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, no. 5, pp. 753-759, May 2006.
- [4] E. H. Adelson, C. H. Anderson, J. R. Bergen, P. J. Burt, J. M. Ogden. "Pyramid methods in image processing", *RCA engineer* 29, no. 6, pp. 33-41, 1984.
- [5] R. Zwiggelaar, C.R.M. Boggis, C. J. Taylor, S. M. Astley, "Linear Structure in Mammographic Images: Detection and Classification," *IEEE Trans on Medical Imaging*, vol. 23, no. 9, pp. 1077-1086, September 2004.
- [6] R. Szeliski, "Computer Vision: Algorithms and Applications", *United States of America: Springer*.
- [7] S. Avidan, A. Shamir, "Seam Carving for Content-Aware Image Resizing," *ACM Transactions on Graphics (TOG) - Proceedings of ACM SIGGRAPH 2007*, vol. 26, no. 3, July 2007.
- [8] R. S. Wilson. Sonoma State University. [Online: accessed on May 4th, 2015]. <http://www.sonoma.edu/users/w/wilsonst/papers/Geometry/lines/default.html>