

SISTEM PENGUKURAN LEBAR CORTICAL BONE BERBASIS ACTIVE SHAPE MODEL PADA CITRA PANORAMA GIGI

Agus Zainal Arifin, Gede Wirya Wardhana, Dini Adni Navastara, Hudan Studiawan
Laboratorium Vision and Image Processing, Jurusan Teknik Informatika,
Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
Kampus ITS, Sukolilo, Surabaya, 60111
Email : agusza@cs.its.ac.id, wirya_it04@yahoo.com,
dini_navastara@if.its.ac.id, hudan05@cs.its.ac.id

Abstrak

Informasi perubahan morfologi pada citra dental panorama gigi sangat dibutuhkan untuk mendeteksi berbagai penyakit, diantaranya osteoporosis. Salah satu bagian yang cukup sulit untuk diukur secara otomatis adalah lebar cortical bone, sebab tidak meratanya iluminasi dan gangguan noise pada citra.

Paper ini mengusulkan suatu sistem baru yang mampu secara otomatis mengukur lebar cortical bone dengan menggunakan metode berbasis ASM. Pengukuran dilakukan pada boundary hasil fitting antara model statistik yang dihasilkan oleh metode ASM dengan objek dalam citra. Dalam paper ini juga dibahas berapa jumlah optimal dari titik-titik sampel untuk membentuk suatu shape dari objek cortical bone.

Dalam ujicoba terhadap 100 citra panorama gigi diperoleh jumlah titik yang optimal dalam training set adalah 50 titik. Korelasi antara hasil pengukuran sistem ini dengan hasil pengukuran secara manual sebesar 90 %.

Keyword: *Active Shape Model (ASM), Pengukuran Lebar Cortical Bone, Citra Panorama Gigi.*

1. PENDAHULUAN

Pengukuran lebar *cortical bone* sangat berguna untuk diagnosa penyakit terutama penyakit yang berhubungan dengan kerapuhan tulang. Pengukuran yang dilakukan secara umum adalah pengukuran secara manual. Pengukuran lebar *cortical bone* secara manual sangat rentan terhadap *intra observer* dan *inter observer error* (Arifin, 2006). *Error* yang dimaksud adalah perbedaan hasil pengukuran oleh seseorang dapat berbeda dengan orang yang lain. Demikian pula hasil pengukuran seseorang pada saat yang berbeda, sangat mungkin berbeda juga. Hal ini secara manusiawi disebabkan persepsi dari seseorang terhadap tepi suatu citra dapat berubah setiap saat. Ketidak – konsistenan tersebut sangat berkaitan dengan situasi dan kondisi dari *observer* pada saat pengukuran yang menyebabkan pengukuran lebar *cortical bone* tersebut berbeda-beda.

Di sisi lain, kebutuhan untuk menganalisa perubahan morfologi pada citra dental panorama gigi sangat dibutuhkan untuk membantu pada dokter mendiagnosa berbagai penyakit, termasuk diantaranya osteoporosis. Agus (Arifin, 2006) dan Devlin (Devlin, 2007) telah membuat suatu sistem semi otomatis yang cukup efektif mengukur lebar *cortical bone*. Namun demikian pengukuran secara otomatis penuh dan tidak bergantung kepada *user* sangat dibutuhkan guna mengatasi kekurangan-kekurangan pada pengukuran *cortical bone* secara manual.

Paper ini mengusulkan suatu sistem yang mampu secara otomatis mengukur lebar *cortical bone* dengan menggunakan metode berbasis *Active Shape Models (ASM)*. Metode ini menitikberatkan pada penggunaan titik-titik pada tepi objek citra yang akan diukur lebarnya. Titik-titik tersebut akan mengalami proses penyesuaian bentuk atau proses *aligning shape* yang bertujuan untuk mengurangi variasi jarak antar titik dalam shape. Kumpulan *shape* yang mengalami proses *aligning* ini akan dicari model statistiknya yang mana nantinya model inilah yang digunakan untuk mencari tepi dari

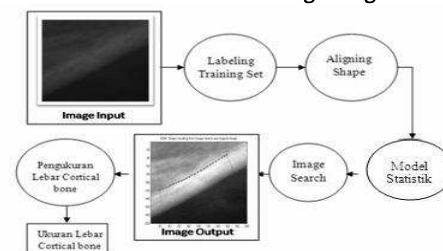
objek *cortical bone*. Jumlah titik sample atau yang disebut *landmark point* sangat menentukan tingkat akurasi pengukuran. Karena itu, riset ini juga berusaha memberikan rekomendasi jumlah titik yang paling optimal dalam mengukur *cortical bone*.

2. Active Shape Model (ASM)

Active Shape Model adalah suatu metode berbasis komputer yang digunakan untuk mencari suatu batas objek dalam suatu citra (Cootes, 1995). ASM sebenarnya menggunakan informasi yang nyata atau informasi yang sesungguhnya tentang bentuk objek yang dicari. Dalam ASM, pada setiap objek atau struktur citra direpresentasikan dengan suatu kumpulan titik-titik. Setiap titik ditempatkan dengan cara yang sama pada setiap *training set* pada objek dalam citra, dan ini diselesaikan secara manual. Kumpulan titik-titik ini disejajarkan atau diatur secara otomatis untuk meminimalkan variasi jarak dari posisi diantara titik-titik yang ekuivalen. Dengan menguji secara statistik dari posisi titik yang telah dilabeli maka didapatkan suatu *Point Distribution Model (PDM)*. Model ini menunjukkan rata-rata posisi dari titik-titik tersebut, dan memiliki suatu parameter jumlah yang berfungsi untuk mengontrol suatu *mode of variations* yang ditemukan pada *training set*.

ASM adalah suatu model statistik yang menjelaskan “seperti apa bentuk obyek tersebut” dalam artian *shape* (Smith, 1998). ASM dibuat melalui training citra sampel yang batas-batas dari objek dalam image tersebut telah disusun oleh *user*. Setelah citra mengalami proses *training*, ASM akan dapat digunakan untuk menempatkan model ke dalam objek yang terdapat dalam citra yang baru dengan mencocokkan modelnya, yang menjabarkan perkiraan *shape* dan *appearance* dari citra baru tersebut. ASM memiliki suatu keuntungan yang sangat penting dibandingkan dengan metode lain untuk menempatkan suatu object dalam image karena ASM secara spesifik mangacu pada objek untuk mendapatkan variasi dari objek tersebut melalui suatu *training*.

ASM terdiri atas dua komponen terpisah yang memaparkan *shape* dari suatu objek. *Shape* objek dijelaskan dengan *mean* dari *Point Distribution Model (PDM)*, dimana PDM tersebut dihasilkan melalui analisa statistik dari *object shape* yang telah diproses melalui proses *training*. Kontur dalam dari tiap *training images* dijelaskan sebagai suatu kumpulan *landmark point* berjumlah n yang secara manual ditandai oleh pengguna. Setiap kontur dapat digambarkan sebagai suatu vektor x ($x=[x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n]$) dimana (x_i, y_i) adalah posisi *landmark point* ke- i dalam kontur tersebut. Kontur *training* akan dilakukan suatu penyesuaian atau *aligned* dengan melakukan *scaling*, *rotation* dan *translation*. Kemudian, untuk menjelaskan inti dari cara ini dalam rangka merubah bentuk dari *shape*, *Principal Component Analysis (PCA)* akan diterapkan dengan menggunakan deviasi dari setiap vektor dalam *training shape* dari *main shape* vektor x . PDM merepresentasikan *shape* dalam bentuk mean *shape* dan kumpulan *mode of variation* linear yang menggambarkan satu variasi dari *training images*.

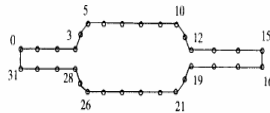


Gambar 1. Desain sistem pengukuran lebar cortical bone berbasis ASM.

2.1. Pelabelan Training set

Pelabelan model suatu *shape* sangat penting. Setiap titik merepresentasikan sebagian atau keseluruhan dari objek dalam *image*. Metode ini bekerja dengan melihat kecenderungan bahwa tiap titik atau *point* yang telah diisikan bergerak bersama-sama dalam *shape* yang berubah-ubah. Jika pelabelan tidak benar dengan penempatan

sebagian titik pada *training shape*, maka metode ini akan gagal untuk mendapatkan variasi dari *shape* dalam *training set*. Gambar 2 memperlihatkan suatu peletakan titik pada objek transistor.



Gambar 2. Contoh Pelabelan titik-titik pada batas-batas pada training transistor

2.2. Penyesuaian Bentuk (Aligning Shapes)

Dalam ASM metode pemodelan bekerja dengan melakukan pengujian secara statistik terhadap koordinat titik yang telah diberikan label dalam *training set*. Untuk membandingkan titik-titik yang ekuivalen dari bentuk yang berbeda, maka hal tersebut harus disesuaikan dengan memperhatikan sumber-sumber koordinat. Disini digunakan suatu penyesuaian dengan penskalaan, rotasi, dan translasi *training set* sehingga hasil penyesuaian didapatkan secepat mungkin serta dilakukan minimisasi jumlah bobot jarak diantara titik-titik yang ekuivalen pada bentuk-bentuk yang berbeda.

Dinotasikan suatu x_i yang merupakan vektor yang mendeskripsikan titik-titik sejumlah n dari bentuk ke i

$$x_i = [x_{i0}, y_{i0}, x_{i1}, y_{i1}, \dots, x_{in-1}, y_{in-1}]^T, \tag{1}$$

dimana $1 \leq i \leq N$

$$E_j = (x_i - M[s_j, \theta_j][x_j] - t_j)^T W (x_i - M[s_j, \theta_j][x_j] - t_j), \tag{2}$$

dimana $M[s, \theta][x]$ adalah rotasi θ dan skala s . misal diberikan 2 bentuk objek yang sama, x_i dan x_j . Disini dapat digunakan θ_j , dan s_j dan translasi (t_{xj}, t_{yj}) yang memetakan x_i pada $M[s_j, \theta_j][x_j]$ dan t_j sehingga untuk meminimasi bobot adalah

$$M[s, \theta] \begin{bmatrix} x_{jk} \\ y_{jk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (s \cos \theta)x_{jk} - (s \sin \theta)y_{jk} \\ (s \sin \theta)x_{jk} + (s \cos \theta)y_{jk} \end{bmatrix} \tag{3}$$

dimana

$$t_j = (t_{xj}, t_{yj}, \dots, t_{xj}, t_{yj})^T \tag{4}$$

dan W adalah matriks diagonal dari bobot untuk setiap titik.

Bobot ditentukan untuk menandakan bahwa suatu titik signifikan yang artinya titik tersebut adalah yang paling stabil diantara kumpulan titik yang lainnya. Disini bobot dinotasikan sebagai suatu matrik bobot yang didefinisikan sebagai berikut :

$$w_k = \left(\sum_{i=0}^{n-1} V_{R_{ki}} \right)^{-1} \tag{5}$$

R_{ki} adalah jarak antara titik-titik k dan i adalah bentuk; $V_{R_{ki}}$ adalah varian dalam jarak dalam suatu bentuk objek; sehingga dapat ditentukan suatu bobot, w_k untuk titik ke- k dengan

Jika suatu titik cenderung untuk tidak berpindah maka jumlah varian akan kecil dan bobotnya akan semakin besar sehingga untuk mencocokkan titik-titik tersebut dengan bentuk-bentuk yang berbeda akan menjadi lebih mudah, begitu juga sebaliknya. Berikut adalah langkah-langkah penyesuaian atau pengaturan bentuk pada suatu kumpulan *shape* yang berjumlah N :

1. Rotasikan, skalakan, dan translasikan setiap *shape* untuk penyesuaian dengan *shape* pertama dalam kumpulan *shape* tersebut.
2. Ulangi :
 - a. Hitung *mean shape* dari *shape* yang telah disesuaikan atau diatur.

- b. Normalisasi orientasi, skala dan titik asal dari mean yang telah didapatkan ke arah dan *shape* yang sesuai.
 - c. Ulang penyesuaian atau pengaturan *shape* tersebut untuk setiap *shape* dengan mean yang telah didapatkan sebelumnya.
3. Iterasi selesai sampai proses mendapatkan hasil *shape* yang konvergen (Hamarnah I, 1998)

Normalisasi mean ke skala dan posisi yang sesuai dalam setiap iterasi adalah untuk meyakinkan bahwa algoritma tersebut konvergen. Sebagai catatan normalisasi mean dari bentuk dan kemudian penyesuaiannya untuk pencocokan adalah tidak sama dengan normalisasi pada setiap bentuk individual. Jika setiap bentuk dinormalisasi dalam skala dengan mengatur jarak diantara dua titik dalam satu unit, korelasi buatan dipaksa ke dalam kumpulan bentuk untuk mengubah model. Bagaimanapun juga, jika setiap bentuk disesuaikan atau diatur dengan mean, setiap bentuk tersebut akan memiliki skala yang sama untuk mean tersebut. Dalam kasus ini posisi titik penanda akan dipilih mean yang paling cocok sehingga dapat menghasilkan model yang lebih baik (Cootes, 1995).

Dinotasikan mean vektor sebagai \bar{x} , dan diferensial vektor antara vektor x_i dan \bar{x} sebagai dx_i , maka dapat dituliskan

$$dx = x - \bar{x} \text{ dan } \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (6)$$

kovarian matrik dari penanda atau landmarks dari tiap-tiap bentuk dapat dituliskan dengan

$$S_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (7)$$

$$Sp_k = \lambda_k p_k, \lambda_k \geq \lambda_{k+1}$$

Direpresentasikan deferensial dx_i sebagai kombinasi linear dari *principal component* yang dapat dituliskan dengan

$$dx_i = b_{i0}p_0 + b_{i1}p_1 + \dots + b_{i2n-1}p_{2n-1} \quad (8)$$

dimana p_i adalah vektor ke- i dari *principal component axis* atau vektor dan b_{ij} adalah skalar dari bobot p_i kemudian kita normalisasikan menjadi suatu *unit length* $p_i^T p_i = 1$.

$$p_i^T p_m = \begin{cases} 1 & l = m \\ 0 & l \neq m \end{cases} \quad (9)$$

secara ekuivalen dapat ditulis

$$x_i = \bar{x} + dx_i \text{ dan } dx_i = P b_i, \text{ dimana } b_i = [b_{i0} \ b_{i1} \ \dots \ b_{i2n-1}]^T \text{ dan } P = [p_0 \ p_1 \ \dots \ p_{2n-1}]$$

Ini menghasilkan $x_i = \bar{x} + P b_i$, dan b_i dapat dituliskan sebagai $b_i = P^{-1}(x_i - \bar{x})$. Dengan P sebagai matrik orthogonal maka $P^{-1} = P^T$ dan $b_i = P^T(x_i - \bar{x})$.

2.3 Point Distribution Model Dalam Image Search

Setelah menghasilkan model yang fleksibel, model tersebut akan digunakan untuk pencarian citra atau *image* untuk mencari contoh baru dari model objek dalam *image*. [5] Ini melibatkan pencarian *shape* dan *pose parameters* yang menyebabkan model tepat dengan struktur dari citra. Model yang telah di hasilkan dapat didefinisikan dengan

$$X = M[s, \theta][x] + X_c, \quad (10)$$

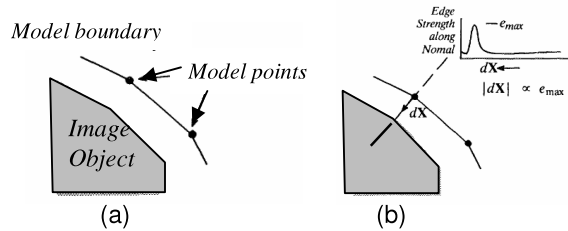
dimana $X_c = (X_c, Y_c, X_c, Y_c, \dots, X_c, Y_c)^T$, $M[s, \theta]$ adalah rotasi oleh θ dan *scaling* oleh s , dan (X_c, Y_c) adalah posisi dari pusat model.

Disini akan dijelaskan metode iteratif untuk mencari X yang sesuai dengan

memberikan suatu pendekatan yang tinggi. Ini dapat diaplikasikan jika tidak ada pengetahuan yang penting dalam lokasi yang diekspektasikan dari objek. Dalam praktiknya, *starting value* dari X tidak harus terlalu dekat dengan solusi akhir. (Cootes, 1995)

2.4 Perhitungan Suggested Movement Untuk Tiap Titik

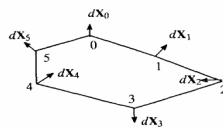
Diberikan suatu nilai estimasi awal dari posisi untuk kumpulan titik-titik yang dicoba untuk dicocokkan (*fitting*) pada suatu objek citra atau image seperti pada Gambar 3(a) dan disesuaikan untuk mencari kumpulan *adjustment* yang akan menggerakkan setiap-setiap point ke arah posisi yang lebih baik seperti pada Gambar 3(b).



Gambar 3. (a) Bagian objek citra dengan perkiraan model yang akan dicocokkan. (b) Perkiraan pergerakan titik

Ketika model *points* merepresentasikan batas dari objek sesuai dengan Gambar 3 (a), titik-titik ini akan bergerak menuju batas dari objek pada citra. Ada banyak sekali pendekatan yang dapat digunakan. Dalam contoh ini digunakan suatu *adjustment* sepanjang batas model yang bergerak ke arah batas citra yang terkuat, dengan *magnitude* yang proporsional ke arah *edge* yang lebih kuat seperti yang diperlihatkan pada Gambar 3 (b). Pendekatan alternatif adalah menghasilkan suatu citra yang potensial, yang dimungkinkan untuk tiap *model point*. Kemiripan untuk tiap titik dalam *image*. *Adjustment* untuk tiap-tiap posisi titik bisa didapatkan dari *gradient* sebagaimana Gambar 4. *Adjustment* ini dapat dinotasikan sebagai :

$$dX = (dX_0, dY_0, \dots, dX_{n-1}, dY_{n-1})^T \tag{11}$$



Gambar 4. Adjustment dari tiap titik

2.5 Perhitungan Perubahan Pose dan Shape Parameters

Posisi awal dari point-point atau titik-titik dalam image dinotasikan dengan :

$$X = M[s, \theta][x] + X_c \tag{12}$$

Untuk menghitung *residual adjustment* dx dalam model koordinat lokal maka dapat dinotasikan sebagai :

$$M(s(1+ds), (\theta+d\theta)[x+dx] + (X_c+dX_c) = (X+dX) \tag{13}$$

Sehingga

$$M(s(1+ds), \theta+d\theta)[x+dx] = (M(s, \theta)[x] + dX)(X_c + dX_c) \tag{14}$$

dan selama

$$M^{-1}(s, \theta)[] = M(s^{-1}, -\theta)[] \tag{15}$$

maka didapatkan

$$dx = M((s(1+ds))^{-1}, -(\theta+d\theta))[y] - x, \tag{16}$$

dimana $y = M(s, \theta)[x] + dX - dX_c$.

Persamaan (13) memberikan cara untuk menghitung perkiraan pergerakan pada titik-titik x dalam model koordinat lokal. Pergerakan ini tidak secara umum konsisten terhadap *shape model*. Untuk menerapkan *shape constrains*, ditransformasikan dx ke dalam ruang model parameter yaitu db , yaitu perubahan model parameter yang digunakan untuk melakukan *adjustment* terhadap model *points* mendekati dx dimana dapat dinotasikan sebagai

$$x = \bar{x} + Pb \quad (17)$$

dan akan dicari db sehingga

$$x + dx \approx \bar{x} + P(db) \quad (18)$$

Selama hanya ada $t < 2n$, *mode of variation* berlaku dan dx dapat berpindah atau bergerak sehingga titik dalam $2n$ memiliki derajat yang berbeda. Disini akan hanya dicapai suatu perkiraan untuk persyaratan deformasi.

Pengurangan persamaan (17) dengan persamaan (18) menjadikan

$$dx \approx P(db) \quad (19)$$

sehingga

$$db = P^T dx \quad (20)$$

selama $P^T = P^{-1}$ sebagai kolom dari P satu sama lain orthogonal. Ini bisa dilihat bahwa persamaan (20) ekuivalen untuk menggunakan *least-squares approximation* untuk menghitung *shape parameter adjustment*, db .

2.6 Pembaharuan Pose dan Shape Parameters

Persamaan (13) menjelaskan cara untuk menghitung perubahan *pose variables* dan *adjustments*, dX_c , dY_c , $d\theta$, dan ds , dengan *shape parameters*, db yang digunakan untuk meningkatkan pencocokan antar model objek dan citra. Di sini diterapkan suatu persamaan untuk memperbaharui parameter dalam suatu skema iteratif.

$$X_c \rightarrow X_c + w_t dX_c \quad (21)$$

$$Y_c \rightarrow Y_c + w_t dY_c \quad (22)$$

$$\theta \rightarrow \theta + w_\theta d\theta \quad (23)$$

$$s \rightarrow s(1+w_s ds) \quad (24)$$

$$b \rightarrow b + W_b db, \quad (25)$$

3. HASIL DAN EVALUASI.

Setelah uji coba dilakukan pada 100 *cortical bone* bagian kanan dan kiri yang merupakan *Region of Interest (ROI)* dari citra panorama gigi seperti terlihat pada Gambar 5, hasil dari uji coba pengukuran lebar *cortical bone* dengan metode ASM ini kemudian akan dianalisa korelasinya antara pengukuran manual dengan pengukuran lebar *cortical bone* berbasis ASM.

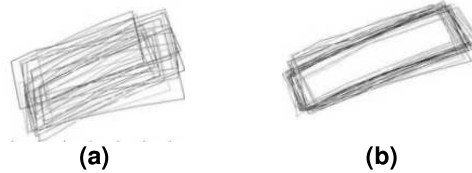


Gambar 5. Citra uji coba (ROI dari citra panorama gigi)

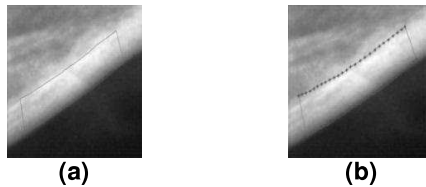
3.1 Evaluasi Kinerja Pembuatan Model Statistik pada Training set

Gambar 6 (a) memperlihatkan kumpulan *shape* yang belum mengalami proses *aligning* sedangkan Gambar 6 (b) merupakan kumpulan *shape* yang telah mengalami proses *aligning* dan terlihat memiliki kumpulan *shape* yang lebih rapat dan teratur dibandingkan dengan yang belum mengalami proses *aligning*. Suatu model *shape* yang baik adalah model *shape* yang dapat menangkap sebanyak mungkin variasi-variasi

bentuk dan kontur yang terwakili dalam titik-titik di dalamnya. Semakin banyak jumlah citra dan jumlah titik yang digunakan dalam proses pembuatan suatu model *shape* dalam *training set* maka kemampuan suatu model untuk mencari suatu tepi dari objek akan semakin baik. Gambar 7 (a) adalah inisialisasi awal posisi untuk model *shape* dengan jumlah titik tertentu yang diletakkan pada citra yang akan dicari objeknya sedangkan Gambar 7 (b) adalah hasil proses pencocokan (*fitting*) objek *cortical bone*.



Gambar 6. (a) Kumpulan *shape* sebelum proses *aligning*. (b) Kumpulan *shape* setelah proses *aligning*



Gambar 7. (a) Inisialisasi awal. (b) Hasil *fitting training set*

3.2 Evaluasi Kinerja Pengukuran Lebar Cortical Bone Berbasis Active Shape Model (ASM).

Setelah uji coba pengukuran lebar *cortical bone* terhadap 100 citra panorama gigi dilakukan, maka dilakukan evaluasi kinerja terhadap pengukuran lebar *cortical bone* dengan data pengukuran manual. Evaluasi yang diukur adalah korelasi pengukuran lebar *cortical bone* berbasis ASM terhadap pengukuran manual. Tabel 1 memperlihatkan selisih rata-rata antara pengukuran lebar *cortical bone* berbasis ASM dengan pengukuran lebar *cortical bone* secara manual. Pada Tabel 1 terlihat bahwa semakin banyak jumlah titik yang digunakan dalam *Training set* maka pengukuran lebar *cortical bone* berbasis ASM akan mendekati pengukuran secara manual.

Tabel 1. Selisih Rata-rata Pengukuran Lebar Cortical Bone Terhadap Pengukuran Manual dalam milimeter

Jumlah Titik	Selisih Rata -Rata (mm)	
	Kanan	Kiri
10	0.45	0.58
25	0.40	0.45
50	0.04	0.33
70	0.04	0.22

Tabel 2 memperlihatkan bahwa antara pengukuran lebar *cortical bone* berbasis ASM dengan pengukuran lebar secara manual. Dari Tabel 2 terlihat bahwa semakin banyak jumlah titik yang digunakan dalam *Training set* maka persentase korelasinya akan semakin tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa pengukuran lebar *cortical bone* berbasis ASM semakin mendekati lebar hasil pengukuran manual. Peningkatan persentase korelasi ini disebabkan oleh semakin banyaknya keterwakilan kontur yang direpresentasikan oleh titik-titik yang dimasukkan pada saat proses peletakan titik.

Tabel 2. Korelasi Pengukuran Lebar Cortical Bone dengan Metode ASM dengan Pengukuran Manual

Jumlah Titik	Korelasi
10	43 %
25	56%
50	90 %
70	92%

4. KESIMPULAN

Pembentukan suatu model *shape* dapat dilakukan melalui menempatkan titik-titik di sepanjang kontur dari objek dalam citra dimana nantinya titik-titik tersebut akan melalui proses *aligning training set*, pencarian model statistik untuk mendapatkan model statistik dan pada akhirnya digunakan untuk melakukan *fitting* antara model statistik dan objek dari citra.

Jumlah titik yang digunakan dalam proses pembentukan *shape* memiliki pengaruh pada korelasi terhadap pengukuran manual karena titik-titik ini merepresentasikan kontur dari objek dalam citra tersebut sehingga untuk menempatkan titik-titik tersebut harus dilakukan oleh seseorang yang bisa membaca kontur dari objek tersebut terutama citra radiograph.

Tepi dari objek yang tidak jelas akan sangat mempengaruhi dari proses *fitting* antara model statistik dengan objek dari citra.

REFERENSI

1. Arifin, A. Z., Asano, A., Taguchi, A., Nakamoto, T., Ohtsuka, M., Tsuda, M., Kudo, Y., and Tanimoto, K., *Computer-aided system for measuring the mandibular cortical width on dental panoramic radiographs in identifying postmenopausal women with low bone mineral density*, *Osteoporosis International*, 17, 5, 2006, 753-759.
2. Cootes, T., Taylor, C., Cooper, D., Graham, J., *Active Shape Models – Their Training and Application*. *Computer Vision and Image Understanding*, 61, 1, 1995, 38-59.
3. Devlin, H., Allen, P.D., Graham, J., Jacobs, R., Karayianni, K., Lindh, C., van der Stelt, P.F., Harrison, E., Adams, J.E., Pavitt, S., Horner, K., *Automated osteoporosis risk assessment by dentists : A new Pathway to diagnosis*, 40, 2007, 835-842.
4. Hamarneh, G., Abu-Gharbieh, R., Gustavsson, T., *Review Active Shape Models – Part I: Modeling Shape and Gray Level Variations*. Department of Signals and Systems, Imaging and Image Analysis Group, Chalmers University of Technology, Goteborg, Sweden, 1998.
5. Hamarneh, G., Abu-Gharbieh, R., Gustavsson, T., *Review Active Shape Models – Part II : Image Search and Classification*. Department of Signals and Systems, Imaging and Image Analysis Group, Chalmers University of Technology, Goteborg, Sweden, 1998.
6. Smith, Christopher, P. P., Taylor, J., *Vertebral Shape : Automatic Measurement with Active Shape Models*. Departments of Medical Biophysics and Diagnostic Radiology, University of Manchester, 1998.