

**KLASIFIKASI UMUR BERDASARKAN CITRA DENTAL PANORAMIC
RADIOGRAPH DENGAN METODE STATISTICAL ANALYSIS OF
STRUCTURAL INFORMATION DAN ADABOOSTS**

**AGE CLASSIFICATION USING PANORAMIC DENTAL RADIOGRAPH
WITH STATISTICAL ANALYSIS OF STRUCTURAL INFORMATION AND ADABOOST**

Wiwit Ratri Wulandari¹, Suryo Adhi Wibowo², drg. Fahmi Oscandar³

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

³Prodi S1 Kedokteran Gigi, Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran

¹wulandari2302@gmail.com ²suryoadhiwibowo@telkomuniversity.ac.id ³fahmi.oscandar@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Banyaknya bencana alam, tindak kejahatan, kecurangan dalam kasus pemalsuan usia maupun salah dalam memperkirakan usia melalui bentuk fisiknya terkadang membuat para ahli forensik dipanggil untuk mengetahui identitas usia sebenarnya, tetapi hal itu bukanlah sesuatu yang mudah bagi ahli forensik untuk mengetahui usia seseorang. Salah satu cara untuk dapat mengidentifikasi usia seseorang dapat dilakukan melalui salah satu bagian gigi, yaitu rongga pulpa. Perkembangan rongga pulpa gigi akan semakin menyempit seiring dengan bertambahnya usia manusia. Pada tugas akhir ini, sebuah sistem telah dirancang untuk dapat mengidentifikasi usia manusia melalui gigi menjadi lebih singkat dan mudah. Untuk menunjang identifikasi usia melalui gigi, peneliti melakukan pengolahan citra radiografi panoramik dengan metode segmentasi citra *Statistical Analysis of Structural Information* dan metode klasifikasi *adaboost*. Sistem menggunakan 104 sampel untuk *training* yang disimpan pada `\textit{database}` dan 130 citra uji yang tidak disimpan pada *database* yang digunakan sebagai citra pengujian. Dari hasil pengujian yang dilakukan, sistem mampu mendeteksi gigi premolar pertama dengan akurasi terbesar yaitu 84,609%. Hasil ini didapatkan menggunakan *base* parameter *skweness* dan *learning rate* 0.3 pada klasifikasi *adaboost*.

Kata kunci : Radiografi Panoramik, Pulpa Gigi, SASI, Adaboost.

Abstract

The number of natural disasters, crimes, cheating in cases of age forgery as well as misjudging age through physical form sometimes make forensic experts called to know the true age identity, but it is not easy for forensic experts to know someone's age. One way to identify a person's age can be done through one part of the tooth, the pulp cavity. The development of the dental pulp cavity will be narrowed with increasing human age. In this final project, a system has been designed to be able to identify human age through teeth to be shorter and easier. To support the identification of age through teeth, researchers conducted panoramic radiographic image processing using Statistical Analysis of Structural Information and adaboost classification methods. The system uses 104 samples for training which is stored on database and 130 test images that are not stored on database which is used as rainy images. From the results of the tests carried out, the system was able to detect the first premolar with the highest accuracy of 84.609%. This result is obtained using the skeptical and learning rate base parameter 0.3 in the adaboost classification.

Keywords: Panoramic Radiography, Dental Pulp, SASI, Adaboost.

1. Pendahuluan

Odontologi forensik sangat penting dalam proses identifikasi individu pada korban bencana. Salah satu bagian prosedur identifikasi individu yaitu prakiran usia dengan identifikasi gigi geligi, karena gigi mempunyai daya tahan tinggi terhadap temperatur tinggi dan benturan [1].

Metode citra dental panoramic radiograph berperan untuk melihat jelas dan teliti bagian-bagian pada gigi yang tidak terlihat secara visual. Bagian dari gigi yang dapat menjadi salah satu cara mengetahui usia manusia adalah pulpa, karena seiring bertambahnya usia rongga kosong yang terdapat pada pulpa akan semakin menyempit [2].

Dengan permasalahan diatas, penulis membuat sistem menggunakan matlab yang dapat mengidentifikasi pola gigi sehingga dapat diperoleh klasifikasi umur yang telah ditentukan. Sistem yang digunakan untuk klasifikasi umur menggunakan metode *Statistical Analysis of Structural Information* (SASI) untuk mengekstraksi ciri. Sedangkan untuk mengklasifikasi nilai ciri didapat menggunakan metode *adaboost*.

2. Konsep Dasar

A. Identifikasi

Indonesia merupakan wilayah negara yang rawan terjadi bencana, baik bencana alam maupun karena ulah manusia. Faktor yang menyebabkan terjadinya bencana antara lain kondisi geologis, iklim, geografis dan faktor-faktor lain seperti keragaman sosial budaya dan politik. Mengacu pada undang-undang Nomor 36 Tahun 2009 tentang Kesehatan telah memberi amat kepada pemerintah dan masyarakat untuk melakukan upaya identifikasi terhadap mayat yang tidak dikenal[1].

Berbagai pemeriksaan dapat dilakukan untuk identifikasi korban. Identifikasi primer merupakan identifikasi sidik jari, geligi-geligi dan DNA, sedangkan identifikasi sekunder merupakan pemeriksaan medis, visual dan antropometri.

Identifikasi sidik jari dan sidik bibir memerlukan peralatan yang dapat mengambil gambar dengan resolusi tinggi, selain itu pemeriksaan sidik jari dan sidik bibir tidak bisa dilakukan terhadap korban yang kondisinya telah rusak parah. Identifikasi DNA membutuhkan banyak waktu, ketrampilan khusus, tenaga serta biaya yang relative mahal. Dengan adanya kasus diatas identifikasi gigi memiliki kelebihan karna dapat dilakukan pada kondisi ketika jenazah sudah hancur dan tidak bisa dikenali. Kelebihan utama dari gigi sebagai identifikasi karena gigi tahan terhadap temperatur karena gigi memiliki sedikit sekali jaringan organik. Khususnya di Indonesia yang masih memiliki keterbatasan di bidang teknologi canggih yang relative mahal, perlu dilakukan upaya akurat dan terjangkau terutama terhadap korban bencana massal. Salah satu pendekatan mengenai masalah diatas yaitu dengan identifikasi gigi secara akurat sehingga faktor-faktor yang berkaitan seperti usia yang merupakan salah satu identitas korban di dapat[2].

B. Dental Panoramic Radiograph

Radiografi panoramik, juga disebut panoramic x-ray, adalah pemeriksaan sinar-x gigi dua dimensi (2-D) yang menangkap seluruh mulut dalam satu gambar, termasuk gigi, rahang atas dan bawah, struktur dan jaringan di sekitarnya. Tidak seperti x-ray intraoral dimana detektor film/ x-ray ditempatkan di dalam mulut, panoramik merupakan salah satu foto rontgen ekstraoral dimana film untuk x-ray terdapat di dalam mesin. Foto panoramik pertama dikembangkan oleh tentara Amerika Serikat sebagai cara untuk mempercepat mendapatkan gambaran seluruh gigi untuk mengetahui kesehatan mulut tentaranya. Foto panoramik juga disarankan kepada pasien pediatrik, pasien cacat jasmani atau pasien dengan gag refleks. Salah satu kelebihan panoramik adalah dosis radiasi yang relatif kecil dimana dosis radiasi yang diterima pasien untuk satu kali foto panoramik hampir sama dengan dosis empat kali foto intra oral[2].

Foto panoramik dikenal juga dengan panorex atau orthopantomogram, sebuah teknik untuk menghasilkan sebuah gambaran tomografi yang memperlihatkan struktur fasial mencakup rahang maksila dan mandibula beserta struktur pendukungnya dengan distorsi dan overlap minimal dari detail anatomi pada sisi kontralateral. Radiografi panoramik adalah sebuah teknik dimana gambaran seluruh jaringan gigi ditemukan dalam satu film.

C. Image Processing

Secara umum, *image processing* atau pengolahan citra digital merujuk pada pengolahan gambar 2 dimensi melalui komputer[3]. Citra digital adalah sebuah larik (*array*) yang mempunyai nilai-nilai real dan kompleks yang ditunjukkan melalui deretan bit tertentu. Suatu citra dapat diartikan dengan fungsi $f(x,y)$ yang memiliki ukuran M baris dan N kolom, dimana x dan y adalah koordinat spasial, dan intensitas keabuan dari suatu citra ditunjukkan dengan amplitudo f pada titik koordinat (x,y) . Jika nilai x, y, dan amplitudo f secara menyeluruh adalah berhingga (*finite*) dan memiliki nilai diskrit maka dapat disebut bahwa citra tersebut adalah citra digital. Sebuah citra dapat dituliskan dalam bentuk matriks seperti pada persamaan berikut :

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Fungsi f merupakan bentuk matriks dua dimensi baris dan kolom. Nilai M mengartikan baris matriks dua dimensi dan nilai N mengartikan kolom matriks dua dimensi.

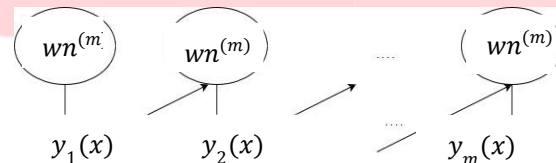
D. Statistical Analysis of Structural Information (SASI)

Analisis Statistik dari Informasi Struktural (SASI) deskripsi mengkodekan sifat-sifat struktural dari tekstur. Algoritma ekstraksi fitur memindai *RoI* menggunakan *windows* dengan beberapa resolusi dan orientasi[4]. Langkah pertama dari algoritma ini adalah pemilihan ukuran dan orientasi jendela yang akan digunakan. Setiap jendela dapat ditutupi dengan cara yang berbeda, yang ditentukan oleh vektor yang disebut vektor lag nilai $K = d(S/4) + 1e$, di mana S adalah lebar dari jendela dalam piksel. Untuk setiap jendela, algoritma berjalan melalui *RoI* menghitung nilai autokorelasi mempertimbangkan arah yang berbeda[3]. Pada akhirnya, *RoI* memiliki seperangkat nilai autokorelasi untuk setiap arah dan setiap jendela. Rata-rata dan standar deviasi setiap set nilai autokorelasi dihitung dan disimpan secara berurutan sebagai vektor fitur. Kemudian, vektor fitur dinormalisasi berdasarkan mean dan standar deviasi semua nilai autokorelasi dari semua set

E. Boosting Classifier (Adaboost)

Algoritma yang digunakan untuk melakukan pelatihan data dalam mengklasifikasikan bentuk citra gigi sesuai umur yang telah diklasifikasi adalah boosting. Lienhart mendefinisikan sekumpulan *classifier* seperti sebuah pohon keputusan dimana setiap langkah atau level keputusan dilatih untuk mendeteksi hampir semua bagian objek dan menolak objek yang tidak memenuhi kriteria[5].

Boosting merupakan teknik yang ampuh untuk mengkombinasikan banyak *classifier* untuk membentuk suatu gabungan yang performanya lebih baik dibanding performa tiap *classifier* dasar tersebut. Bentuk *boosting* yang banyak digunakn adalah *adaboost*, singkatan dari *adaptive boosting*, yang dikembangkan oleh Freund dan Schapire. Performa boositng dapat menghasilkan klasifikasi yang bagus, meskipun tiap *classifier* dasar-nya hanya sedikit lebih bagus daripada algoritma *random*. Satuan *classifier* disebut *weak learner*.



$$Y_M(x) = \text{sign} \left(\sum_{m=1}^M \alpha_m y_m(x) \right)$$

Pada gambar, setiap *classifier* $y_m(x)$ dilatih dan diberi bobot, dimana bobot-bobotnya $wn^{(m)}$ bergantung pada performa dari *classifier* dasar sebelumnya $y_{m-1}(x)$. Ketika semua *classifier* dasar sudah dilatih, semuanya akan dikombinasikan untuk menghasilkan *classifier* akhir $Y_M(x)$.

Dimana:

$Y_M(x)$: Hasil pengklasifikasi kuat atau akhir

α_m : Tingkat pembelajaran (*learning rate*)

$y_m(x)$: pengklasifikasi dasar atau lemah

$wn(m)$ merupakan dataset $wn(m) = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$;

dan sebuah *integer* M menyatakan banyaknya iterasi.

Algoritma *Adaboost*:

1. Inisiasi data koefisien bobot $\{wn\}$ dengan menset $w_n(1) = 1/N$ untuk $n = 1, \dots, N$.
2. Untuk $m = 1, \dots, M$:
 - a) Cocokkan *classifier* $y_m(x)$ dengan data pelatihan dengan meminimalisasi bobot fungsi eror

$$J_m = \sum_{n=1}^N w_n^{(m)} I(y_m(x_n) \neq t_n) \tag{2}$$

Dimana $(y_m(x_n) \neq t_n)$ sebagai fungsi indikator dan akan bernilai 1 ketika $y_m(x_n) \neq t_n$ dan 0 sebaliknya.

- b) Evaluasi kuantitas

$$\epsilon_m = \frac{\sum_{n=1}^N y_m(x_n) \neq t_n}{\sum_{n=1}^N w_n^{(m)}} \tag{3}$$

Lalu gunakan ini untuk mengevaluasi

$$\alpha_m = \ln \left\{ \frac{1-\epsilon_m}{\epsilon_m} \right\} \tag{4}$$

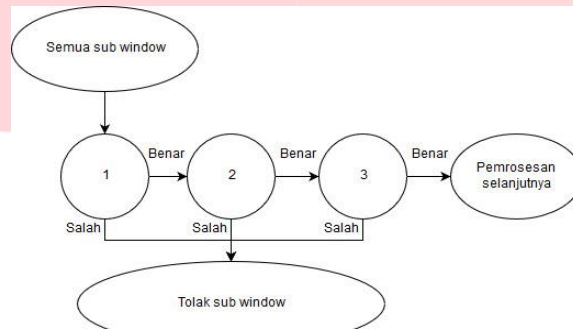
- c) Perbaharui koefisien-koefisien bobot

$$W_n^{(m+1)} = w_n^{(m)} \exp \{ \alpha_m I(y_m(x_n) \neq t_n) \} \tag{5}$$

3. Buat prediksi dengan menggunakan model *final*, yaitu

$$Y_M(x) = \text{sign}\left(\sum_{m=1}^M \alpha_m y_m(x)\right) \tag{6}$$

Kesalahan diukur dengan memperhatikan distribusi $w_n(m)$ dimana algoritma pembelajar lemah dilatih. Dalam prakteknya, algoritma pembelajar lemah merupakan suatu algoritma yang dapat menggunakan bobot $w_n(m)$ pada sampel pelatihan. Atau, bila hal ini tidak memungkinkan, bagian dari sampel pelatihan dapat di-*resampling* menurut $w_n(m)$ dan hasil dari *resampling* tidak berbobot (*unweighted*) dapat digunakan untuk melatih algoritma pembelajar yang lemah.



Gambar 1. Diagram Adaboost

Disebutkan dalam penelitian kuranov menyimpulkan bahwa *Gentle Adaboost* adalah algoritma *boosting* yang paling baik, maka algoritma *adaboost* yang akan digunakan dalam proses pelatihan adalah *Gentle Adaboost*.

F. Gentle Adaboost

Gentle Adaboost menghasilkan performa yang lebih baik dari *Discreet Adaboost* dan *Real Adaboost* dari sisi akurasi untuk proses deteksi karena membutuhkan komputasi yang lebih ringan.

Algoritma *Gentle Adaboost*:

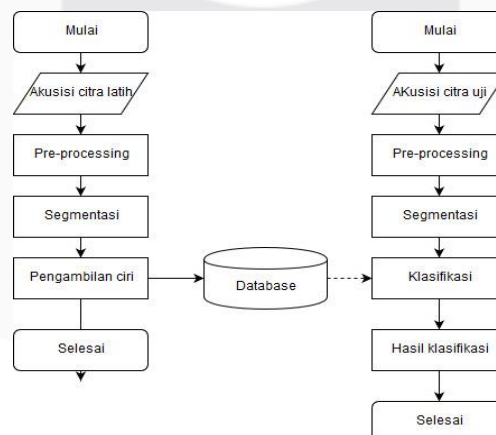
1. Terdapat N contoh $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$ dengan $x \in R^k, y_i \in \{-1, 1\}$.
2. Mulai dari bobot $w = 1/N, i=1, \dots, N$. (7)
3. Ulangi untuk $m=1, \dots, M$.
4. Hasil *classifier* adalah $\text{sign}\left[\sum_{m=1}^M f_m(x)\right]$ (8)

Dimana *input* $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$ sebagai *training set*, N merupakan nilai maksimum dari *classifier* dan *output* adalah *classifier* yang cocok untuk *training set*. fungsi f dicari dengan menentukan kuadrat terkecil y dan x dengan nilai *weight*. Kemudian dilakukan perulangan pada fungsi yang didapat dengan fungsi baru. Penambahan kedua fungsi menghasilkan fungsi baru. Setelah didapat fungsi yang baru dilakukan normalisasi.

Tujuan *gentle adaboost* adalah menentukan suatu fungsi yang mewakili seluruh hasil *data training* yang telah dimasukkan. Kemudian dari hasil fungsi tersebut ditentukan batas *error* yang digunakan sebagai tolak ukur data *input* baru[9].

3. Perancangan Sistem

A. Skenario Pengerjaan Sistem

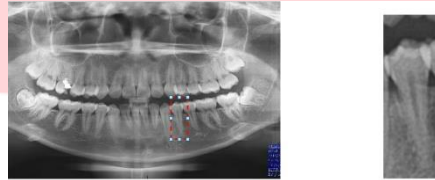


Gambar 2. Diagram Blok Sistem

Setelah dilakukan analisis terhadap kebutuhan sistem, maka didapat spesifikasi yang diperlukan untuk membangun sistem, berikut adalah perincian tentang kebutuhan dalam pembangunan sistem klasifikasi umur.

B. Akuisisi Citra

Akuisisi citra merupakan proses awal sistem identifikasi citra diambil dari hasil rontgen panoramik gigi, selanjutnya di proses scanning terlebih dahulu menggunakan Canon PIXMA MP258. Citra panoramik yang utuh lalu di potong sesuai bagian yang akan dideteksi dengan ukuran yang telah ditentukan. Citra disimpan dengan format file gambar *.jpg. Gambar sebagai data uji dan data latih. Pengambilan hasil rontgen panoramik gigi diambil dari sampel yang didapat dari pasien FKG Universitas Padjajaran.



(a)

(b)

Gambar 3. (a) Gambar Citra Dental Panoramik Sebelum Dipotong (b) Gambar Citra Dental Premolar Pertama

D. Pre-Processing

Pre-processing adalah tahap menyiapkan citra digital baik data pelatihan maupun data pengujian yang akan diolah pada sistem. *Pre-processing* ini bertujuan untuk mengkonversi citra *RGB to grayscale* agar menjadi satu level kedalaman warna setelah itu citra diubah dari *grayscale* ke biner agar gambar hanya menjadi matriks 0 dan 1 dan *resize* mendaji ukuran 200×200 untuk mengubah *size* citra agar sesuai dengan sistem.

E. Segmentasi

Tahap segmentasi citra dilakukan dengan metode *Statistical Analysis of Structural Information*. Metode korelogram tradisional pertama diperiksa untuk menunjukkan reduksi pada autokorelasi koefisien dalam analisis tekstur, selanjutnya jendela klik digunakan untuk menunjukkan efek ukuran jendela dalam membangun deskriptor *SASI*.

F. Klasifikasi

Algoritma *adaboost* digunakan untuk menyeleksi fitur-fitur dan melatih classifiers. *Adaboost* bertindak menggabungkan beberapa *weak classifier* (pengklasifikasi lemah) untuk membentuk *strong classifier* (pengklasifikasi kuat). Setelah tahap pertama pembelajaran, data-data akan dibobot ulang untuk memberitahu kesalahan klasifikasi *weak classifier* pada tahap sebelumnya. Sehingga, *strong classifier* akhir merupakan bentuk kombinasi berbobot dari *classifiers* lemah yang diikuti dengan sebuah *threshold*.

G. Akurasi Sistem Dan Waktu Komputasi

Setelah semua tahapan dalam sistem telah selesai dilalui, maka perlu dilakukan perhitungan tingkat akurasi sistem untuk mengetahui kelebihan dan kekurangan dari sistem yang telah dibuat. Tingkat akurasi sistem dapat diukur berdasarkan persamaan sebagai berikut:

$$A = \frac{\sum B}{\sum C} \times 100\% \quad (9)$$

Dimana A adalah akurasi sistem, B adalah jumlah data benar dan C adalah jumlah data keseluruhan yang diuji. Akurasi menjadi salah satu parameter penting dari keberhasilan suatu sistem yang telah dibuat. Semakin baik suatu sistem dalam mengenali data masukan yang diberikan dan dapat menghasilkan keluaran yang benar, maka tingkat akurasi semakin baik. Sedangkan waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem untuk melakukan suatu proses. Pada sistem ini waktu komputasi dihitung dengan menggunakan waktu selesai dikurangi waktu mulai:

$$D = E - F \quad (10)$$

dimana D merupakan waktu komputasi, E merupakan waktu mulai dan F merupakan waktu selesai.

4. Pengujian Dan Analisis Sistem

A. Pengujian terhadap perbandingan Data Latih dengan Data Uji

Pengujian terhadap pengaruh komposisi data latih yang berbeda dengan data uji yang tetap, berikut adalah perbandingan komposisi data:

- a. Data latih : data uji = 105:104.

- b. Data latih : data uji = 130:104.
c. Data latih : data uji = 160:104.

Tabel 4.2 menunjukkan hasil simulasi sistem yang berdasarkan jumlah data latih yang berbeda dengan jumlah data uji yang tetap, berpengaruh pada akurasi sistem dalam pengklasifikasian citra, pada komposisi 130 data citra latih dan 1004 data citra uji menunjukkan performansi yang terbaik diantara komposisi lainnya. Hal ini dikarenakan data citra latih dianggap cukup untuk melatih data citra uji yang berjumlah 130 dengan akurasi pengujian terbaik sebesar dan waktu komputasi 84,82 detik dengan menggunakan *base estimator skewness* dan *learning rate* 0.3.

Tabel 1. Akurasi berdasarkan Perbandingan Data Latih: Data Uji Menggunakan *Image Registration*.

Data Latih	Data Uji	<i>Image Registration</i>	
		akurasi (%)	waktu komputasi (s)
105	104	83,846	3,809
130	104	84,609	3,678
160	104	84,045	4,087

B. Pengujian Berdasarkan *Base Estimator*

Pengujian ini dilakukan pengujian pada fitur klasifikasi ciri yaitu *mean*, standar deviasi, *skewness* dan *entropy*, dengan menggunakan *learning rate* 0.3. Berikut data hasil pengujian *base estimator* terhadap akurasi dan waktu komputasi.

Tabel 2. Pengujian Berdasarkan *Base Estimator*

Base Estimator	Jumlah Data uji	Jumlah Data Latih	Akurasi(%)	Waktu Koputasi(s)
<i>Mean</i>	105	104	72,223	3,154
	130		71,907	3,456
	160		71,632	3,440
Standar Deviasi	105	104	69,876	3,678
	130		70,008	3,813
	160		69,866	3,346
<i>Skewness</i>	105	104	83,846	3,809
	130		84,609	3,678
	160		84,045	4,087
<i>Entropy</i>	105	104	10,884	2,776
	130		11,034	2,564
	160		11,112	2,857

C. Pengujian Parameter *Learning Rate*

Pengujian *learning rate* terhadap *base estimator skewness* dengan jumlah citra latih 130 dan jumlah citra uji 104.

Tabel 2. Pengujian Berdasarkan *Learning Rate*

Learning Rate	Akurasi(%)	Waktu Komputasi(s)
0,1	84,230	4,457
0,2	83,947	4,240
0,3	84,609	3,678
0,4	84,125	4,976
0,5	83,993	4,880
0,6	84,003	4,213
0,7	84,034	4,698
0,8	83,978	4,267
0,9	83,679	43,98

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian pada sistem identifikasi dan klasifikasi jenis kelamin berdasarkan pola *bite mark* melalui pengolahan citra digital, dalam penelitian ini didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem mengklasifikasikan umur berdasarkan citra dental panoramik dengan akurasi terbaik 84,609% persen pada *base estimator skewness*, *learning rate* 0,3 dengan citra latih dengan jumlah 130 dan jumlah citra uji 104.
2. Sistem harus dicari parameter terbaik untuk menentukan akurasi terbaik.
3. Berdasarkan pengujian yang dilakukan *cropping* secara manual yang dilakukan pada sistem sangat membantu dalam proses *cropping* gigi premolar pertama.
4. Banyaknya citra latih yang digunakan tidak berbanding lurus dengan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan, sama halnya dengan *learning rate* pengaruhnya terhadap akurasi dan waktu komputasi juga tidak berbanding lurus.

Daftar Pustaka

- [1] M.Murniwati, "Peran Rekam Medik Gigi Sebagai Sarana Identifikasi," *Majalah Kedokteran Andalas*, p. 163, 2012.
- [2] B.Nehemia, "Prakiran Usia Individu Melalui Pemeriksaan Gigi Untuk Kepentingan Forensik Kedokteran Gigi," *PDGI*, vol. 62, pp. 55-63, 2013.
- [3] D. V. Panzito, "Pixel-Level Tissue Classification for Ultrasound Images," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 20, pp. 256-267, 2016.
- [4] Carkacoglu, "SASI: a generic texture descriptor for image retrieval," *Pattern Recognition*, vol. 36, pp. 2615-2633, 2003.
- [5] Wing Teng Ho, "Two-stage License Plate Detection Using Gentle Adaboost," *First Asian Conference on Intelligent Information and Database System*, pp. 109-114, 2009.
- [6] M. J. P. Viola, "Robust Real-Time Face Detection," *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, no. 2, pp. 345-348, 2004.
- [7] Y. Wan, "A Novel Framework for Optimal RGB to Grayscale Image Conversion," *International Conference on Intelligent Human-Machine System and Cybernetics*, vol. 2, pp. 345-348, 2016.
- [8] N. Na'fiah, "Algoritma Kohonen dalam Mengubah Citra Graylevel Menjadi Citra Biner," *Jurnal Ilmiah Telnologi Informasi Asia*, vol. 9, no. 2, pp. 49-55, 2015.
- [9] G. Yang, "Hyper Imagery Classification Based on Gentle AdaBoost and Decision Stumps," *International Conference on Information Engineering and Computer Science*, pp. 1-4, 2009.