

**IDENTIFIKASI USIA BERDASARKAN PENGOLAHAN CITRA RADIOGRAFI PANORAMIK
GIGI MOLAR PERTAMA MANDIBULA DENGAN METODE LOCAL BINARY PATTERN (LBP)
DAN KLASIFIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)**

*AGE IDENTIFICATION BASED ON IMAGE PROCESSING OF MANDIBULA FIRST MOLAR DENTAL
PANORAMIC RADIOGRAPH USING LOCAL BINARY PATTERN (LBP) METHOD AND SUPPORT
VECTOR MACHINE CLASSIFICATION (SVM)*

Rizqi Shaumi Puspa A.A.¹, Dr. Ir.Bambang Hidayat, DEA.², Fahmi Oscandar, drg.,M.Kes.,Sp.RKG

Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹rizqishaumi@gmail.com, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id, fahmioscandar@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Forensik merupakan interaksi dari ilmu kedokteran forensik dan ilmu hukum. Bagian tubuh yang banyak digunakan dalam bidang forensik untuk mengidentifikasi usia adalah gigi. Bagian dari gigi yang dapat menjadi indikator penentu usia manusia adalah pulpa. Ukuran pulpa akan mengalami penyempitan seiring bertambahnya usia yang disebabkan oleh deposisi *dentin* sekunder. Karena proses ini terjadi terus menerus maka dapat digunakan sebagai parameter identifikasi usia. Pada penelitian ini, gigi yang dipakai untuk mengidentifikasi usia adalah pulpa gigi akar jamak, yaitu pulpa gigi *molar* pertama *mandibula* dengan menggunakan teknik radiografi panoramik.

Pada tugas akhir ini sistem yang dikembangkan untuk mengidentifikasi usia menjadi 3 kelompok usia yaitu anak-anak, remaja, dewasa menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) sebagai metode ekstraksi ciri dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode klasifikasi. Kemudian dari metode tersebut diperoleh data ciri statistik, sehingga dapat diklasifikasikan untuk menentukan usia.

Dari hasil pengujian, sistem yang dibuat mampu mengidentifikasi usia berdasarkan gigi *molar* pertama *mandibula* dengan nilai akurasi maksimum sebesar 63,21% dengan waktu komputasi 0,8780 detik. Hasil ini didapatkan menggunakan parameter LBP yaitu kombinasi parameter orde satu *mean* dan *entropy* dengan nilai radius=4 dengan ukuran *resize* 512x512. Pada proses klasifikasi SVM jenis kernel terbaik yang digunakan adalah kernel RBF menggunakan *multiclass* OAO. Dalam penelitian ini penulis juga mencoba untuk melakukan pengujian dengan tidak melakukan pengelompokan usia (per usia, 54 kelas) dengan hasil akurasi 8,70%.

Kata Kunci : *Gigi mandibula molar pertama, Identifikasi usia, Local binary pattern (LBP), Support vector machine (SVM), Radiografi panoramik*

Abstract

Forensic science is the application of science to criminal and civil laws. The most commonly used body parts in forensic to identify age of a victim are teeth. Teeth are also the most reliable tools in the process of identification of age if it done properly. One of part of the tooth that can be a decisive indicator of the age of man is pulp. The size of the pulp will gradually narrowing of the circumference of the pulp volume with increasing age, caused by deposition of secondary dentin. Therefore this process happens continuously then it can be used as a parameter identification of age. In this study, teeth that is used is the first mandibular first molar teeth pulp using panoramic radiograph

In this Final Project writer has developed a system that can classify age using Local Binary Pattern (LBP) as a method of feature extraction and Support Vector Machine (SVM) as a method of classification. Then from these methods retrieved the statistical feature data so it can be classified in order to determine age.

From the test results, the system is able to identify age based on mandibular first molar image with maximum accuracy 63,21% and time computation 0,8780 s. This result is obtained using LBP parameter that is combined with orde 1 parameters which are mean and entropy with radius=4, resize 512x512. For the SVM classification process the best kernel type is RBF with multiclass OAO. In this study writer also tried not to classify age into groups(54 classes) with result 8,70%.

Keywords: *Mandibula first molar, Age identification, Local binary pattern (LBP), Support vector machine (SVM), Panoramic radiography*

1. Pendahuluan

Dalam bidang forensik, penentuan usia seseorang memiliki peranan penting tidak hanya untuk identifikasi tubuh, tetapi ada pula kaitannya dengan tindak kejahatan dan kecelakaan. Akibat dari tindak kejahatan dan kecelakaan, tidak jarang ditemukan kerangka manusia atau korban yang sulit diidentifikasi. Untuk menangani permasalahan tersebut prosedur yang dapat ditempuh salah satunya adalah identifikasi gigi. Namun penerapan sistem ini tidak hanya untuk objek mati melainkan dapat juga diterapkan pada objek hidup.

Beberapa alasan mengapa gigi dapat digunakan sebagai sarana identifikasi adalah sebagai berikut, pertama karena gigi merupakan bagian terkeras dari tubuh manusia dengan komposisi bahan organik dan air yang sedikit dan sebagian besar terdiri atas bahan anorganik sehingga tidak mudah rusak, terletak dalam rongga mulut yang terlindungi. Oleh karena itu perkiraan usia menggunakan objek gigi dapat menjadi informasi yang sangat berguna dalam hal penentuan usia, sehingga akan lebih memudahkan para ahli forensik melakukan identifikasi usia secara tepat. Namun pada kenyataannya *odontology forensic* membutuhkan proses dan waktu yang cukup lama. Diantara jenis gigi, gigi *molar* pertama *mandibula* dipilih karena gigi tersebut merupakan gigi permanen pertama yang tumbuh dibandingkan dengan gigi M2 dan M3, memiliki ukuran ruang pulpa yang luas dan jika pada kasus identifikasi mayat gigi pada bagian *mandibular* umumnya lebih tidak mudah hancur dibandingkan dengan gigi pada maksila.

Dengan kemajuan teknologi khususnya dibidang pengolahan citra permasalahan tersebut dapat diselesaikan sehingga mempermudah proses identifikasi menjadi efisien. Proses yang digunakan menggunakan *dental panoramic radiograph*. Foto panoramik menjadi sangat populer di kedokteran gigi karena teknik yang sederhana, gambaran mencakup seluruh dasar gigi yang terdiri dari bagian mahkota hingga akar. Namun kelemahan atau kekurangan dari pada teknik radiografi panoramik adalah detail anatomis yang kurang sempurna dikarenakan gambaran tomografi ini hanya menampilkan satu bagian dari pasien sehingga struktur atau kejanggalan yang tidak mencolok tidak terlihat jelas. Dengan menggunakan teknik pemrosesan sinyal digital, sebuah gambar dapat dideteksi dan diidentifikasi mulai dari bentuk, ukuran, warna, luas dan juga fitur yang lain.

Sistem pada tugas akhir ini menggunakan metode *Local Binary Pattern* sebagai metode untuk mengekstraksi ciri, pemilihan metode ini berdasarkan kelebihanannya yaitu, mempunyai toleransi terhadap perubahan *grayscale* yang *monotonic*. Sedangkan untuk mengklasifikasi nilai ciri yang didapat menggunakan metode *Support Vector Machine*. SVM bertujuan menemukan fungsi pemisah (*classifier hyperplane*) terbaik untuk memisahkan dua buah kelas pada *input space*. Dipilih SVM karena memiliki kelebihan generalisasi, *curse of dimensionality* dan *feasibility*. SVM dibagi menjadi dua bagian, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Tahap pelatihan bertujuan untuk mendapatkan fitur-fitur penting hasil proses ekstraksi ciri yang akan menjadi masukan tahap pengujian. Tahap pengujian bertujuan untuk melihat bagaimana perangkat lunak berjalan dari awal sampai akhir dengan beberapa parameter pengujian. Sebelumnya telah dilakukan penelitian mengenai identifikasi tersebut menggunakan *pre-processing* dan *Fuzzy Logic* untuk mengklasifikasikan kelompok usia, penelitian tersebut juga menggunakan total 40 data dalam penelitian tersebut [1].

Oleh karena itu tugas akhir ini membuat sebuah rancangan sistem menggunakan perangkat lunak Matlab untuk mengidentifikasi usia manusia berdasarkan luas pulpa gigi *molar* pertama *mandibula*. Diharapkan dalam pengembangannya dapat membantu proses identifikasi dengan mudah, cepat, dan tepat.

2. Dasar Teori

2.1 Definisi Gigi

Gigi merupakan salah satu organ penting dalam tubuh dan juga bagian terkeras dan resisten yang terdapat di dalam mulut dari vertebrata pada umumnya. Gigi berfungsi sebagai pencernaan mekanik. Fungsi dari gigi adalah untuk merobek, memotong, dan mengunyah makanan sebelum masuk ke kerongkongan. Gigi juga dapat memberikan informasi tentang identitas seorang individu karena cirinya yang unik. Gigi memiliki susunan gigi yang bervariasi yang memungkinkan mereka untuk melakukan berbagai macam tugas. Pada orang dewasa jumlah gigi normal adalah sebanyak 32 buah, yang terdiri dari 8 gigi seri di rahang depan atas dan bawah, 4 gigi taring, 8 gigi geraham depan, 8 gigi geraham belakang [3].

Gigi yang akan menjadi acuan pada proses identifikasi usia adalah gigi *molar* pertama *mandibula* yang dimiliki manusia pada kisaran usia 6 hingga 60 tahun [3].

2.2 First Molar Permanen

Acuan perkiraan usia bisa diidentifikasi melalui gigi geraham belakang (*molar*) yang nantinya akan dilihat dari jenis giginya yaitu gigi susu dan gigi permanen. Gigi susu akan tumbuh lengkap pada anak berusia 2,5 sampai 3 tahun dan akan berganti menjadi gigi permanen pada kisaran 6 tahun.

Pada gigi *first molar* akan erupsi pertama kali pada usia 6-7 tahun, gigi tersebut merupakan gigi permanen tidak menggantikan gigi susu manapun dan letaknya dibelakang. akan memiliki mahkota lengkap pada usia 7 tahun, dan akan memiliki akar lengkap pada kisaran usia 10 hingga 13 tahun [4].

2.3 Radiografi Panoramik

Panoramik adalah teknik yang digunakan untuk menghasilkan sebuah gambaran *tomografi* yang memperlihatkan struktur *fasial* yang mencakup rahang maksila dan *mandibula* beserta struktur pendukungnya dengan distorsi dan *overlap* yang minimal dari detail anatomi pada sisi *kontralateral*. Hasil foto dari teknik ini berupa foto *x-ray*. Foto panoramik juga dikenal dengan *panorex* atau *orthopantomogram* dan menjadi sangat populer di kedokteran gigi karena teknik yang sederhana, gambaran mencakup seluruh dasar gigi yang terdiri dari bagian mahkota dan akar dan rahang dengan dosis radiasi yang rendah, sehingga memudahkan dokter untuk melakukan identifikasi usia maupun melakukan diagnosa penyakit [6] [7].

2.4 Metode Ekstraksi Ciri dan Klasifikasi

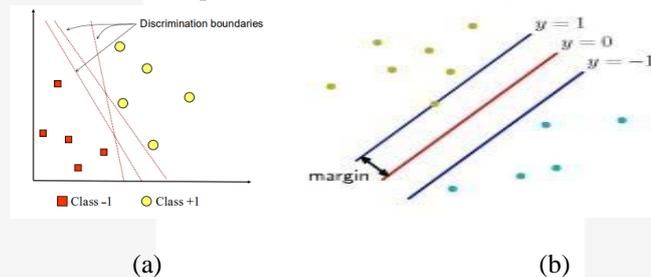
Pada penelitian ini menggunakan metode *Local Binary Pattern* sebagai metode ekstraksi ciri dan *Support vector machine* sebagai metode klasifikasi.

2.4.1 Local Binary Pattern

Local Binary Pattern merupakan salah satu metode yang cukup banyak digunakan untuk mendapatkan fitur tekstur dan ketajaman dari sebuah citra atau biasa dikenal dengan teknik pendekatan fitur. Cara kerja dari metode LBP ini adalah dengan menjumlahkan struktur lokal pada citra *grayscale*. LBP sendiri dibentuk dari suatu matriks 3x3 ketetanggaaan dengan 8 piksel yang mengelilingi piksel bagian tengah. Nilai piksel yang ada pada bagian tengah merupakan piksel ambang bata. Jika piksel yang dengan nilai sama atau lebih besar dari nilai ambang batas akan diberi nilai/ label 1, sebaliknya piksel yang nilainya lebih rendah akan diberi nilai 0. Kemudian nilai LBP didapat dari penjumlahan dua pangkat nilai angka yang bernilai satu.

2.4.2 Support Vector Machine

Support Vector Machine adalah metode *learning machine* yang bekerja dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua kelas. Prinsip dasar SVM adalah linear classifier, SVM juga dapat digunakan dalam permasalahan non-linear dengan menggunakan konsep kernel trick pada ruang vektor berdimensi tinggi. SVM sendiri banyak digunakan karena memiliki kemampuan untuk menemukan yang memiliki sifat global optimal.



Gambar 2.8 (a) memperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah kelas: +1 dan -1. *Pattern* yang tergabung pada kelas =1 disimbolkan dengan warna merah, sedangkan *pattern* pada kelas+1 disimbolkan dengan warna kuning. Masalah klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan *hyperplane* yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) ditunjukkan pada gambar 2.8. Support Vector Machine (SVM) menggunakan model linear sebagai decision boundary dengan bentuk umum sebagai berikut :

$$y(x) = wT \Phi(x) + b \dots \dots \dots (2.3)$$

Dimana x adalah vektor input, w adalah parameter bobot, $\Phi(x)$ adalah fungsi basis, dan b adalah suatu bias. Margin maksimum dikarenakan berdasarkan intuisi, *margin* maksimum adalah pilihan yang aman karena jika terjadi sedikit kesalahan data maka terjadi sedikit kesalahan pada data maka akan memberikan kemungkinan terkecil terjadi kesalahan klasifikasi. Adapun data yang berada pada bidang pembatas ini disebut *support vector*. Bidang pembatas pertama membatasi kelas pertama sedangkan bidang pembatas kedua membatasi kelas kedua. sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned} x_i. w + b &\geq +1 \text{ untuk } y_i = +1 \\ x_i. w + b &\leq -1 \text{ untuk } y_i = -1 \end{aligned} (2.4)$$

w adalah normal bidang dan b adalah posisi bidang relatif terhadap pusat koordinat.

2.4.3 Multi-Class SVM

Saat pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik, SVM hanya dapat mengklasifikasi data ke dalam dua kelas atau dikenal dengan klasifikasi biner. Terdapat dua cara untuk mengimplementasikan SVM multi-class yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau dengan menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimasi.

1. One-Againts-All

Dalam metode ini dibangun k buah model SVM biner (dengan k adalah jumlah kelas). Setiap i dalam SVM dilatih dengan seluruh data yang ada didalam i dengan label positif maupun negatif.

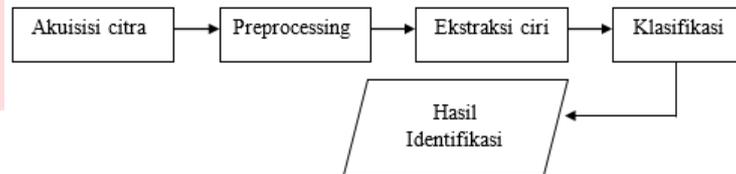
2. One-Againts-All

Metode OAO dibangun sebuah model klasifikasi biner dengan k adalah jumlah kelas. Setiap model klasifikasi dilatih pada data dari dua kelas. Terdapat beberapa metode untuk melakukan pengujian setelah model klasifikasi selesai dibangun. Salah satu metodenya adalah dengan menggunakan metode voting.

3. Perancangan Sistem

3.1 Gambaran Umum Sistem

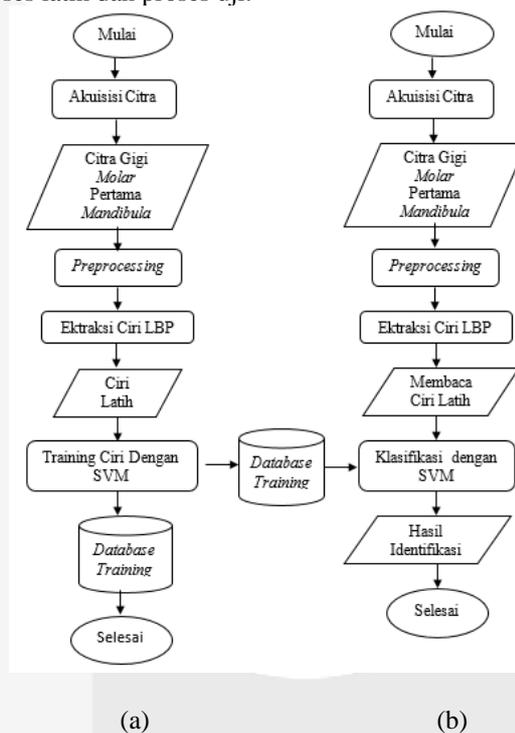
Dalam bab perancangan dan implementasi sistem akan dijelaskan langkah – langkah yang harus dikerjakan dalam proses identifikasi usia. Secara umum proses identifikasi dapat digambarkan sebagai suatu sistem sebagai berikut:



Gambar 3. 1 Diagram Blok Perancangan Sistem Secara Umum

3.2 Implementasi Sistem

Inputan dari sistem berupa citra ronsen panoramik gigi. Awalnya akan dilakukan tahap pengambilan citra atau disebut akuisisi citra. Selanjutnya citra yang sudah diatur sedemikian rupa akan diolah dengan tahap-tahap yang ada dalam *preprocessing*. Adapun beberapa tahapan didalamnya akan dijelaskan pada bagian *preprocessing*. Output citra dari tahap *preprocessing* akan kembali dilakukan ekstraksi ciri menggunakan metode LBP yang kemudian diperoleh nilai ciri dari data uji yang selanjutnya akan menjadi *database* untuk diolah dalam *multiclass SVM*. Gambar 3.2 Menunjukkan diagram alir proses latih dan proses uji.



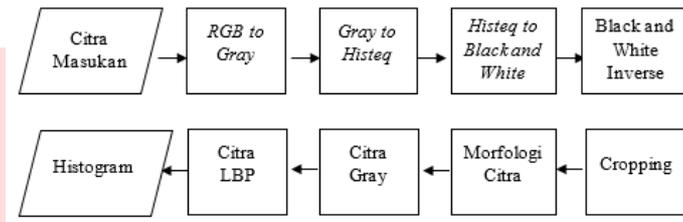
Gambar 3. 2 Diagram Alir Sistem (a) Proses Pelatihan dan (b) Proses Pengujian

1. Akuisisi

Akuisisi merupakan tahap awal untuk mendapatkan citra digital radiografi panoramik sebagai data latih dan data uji. Citra digital dari hasil ronsen *x-ray* tersebut diperoleh dengan proses perekaman citra menggunakan *scanner* dan berformat **jpg*. Selain dari hasil scanning data latih dan data uji juga didapatkan dari bagian radiologi RSGM FKG Universitas Padjajaran

2. Preprocessing

Preprocessing merupakan sebuah proses yang dilakukan untuk mempermudah proses komputasi citra. Tujuan dari *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas dari masukan yang diperoleh. Adapun proses-proses di dalam *preprocessing* ditunjukkan pada gambar 3.4 berikut.



Gambar 3. 3 Blok Diagram preprocessing citra

3. Ekstraksi Ciri

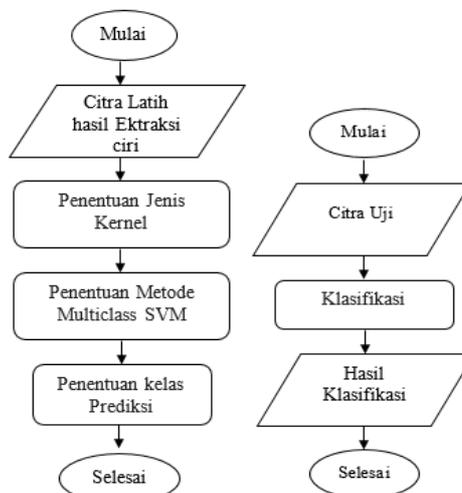
Tahap ekstraksi ciri akan menjadi fokus dalam pengerjaan identifikasi usia berdasarkan gigi M1 individu hidup. Pada proses ekstraksi ciri ini akan dilakukan proses pengambilan ciri dari citra inputan, yang kemudian direpresentasikan menjadi matriks 1xn. Citra yang diperoleh melalui proses ekstraksi ciri digunakan sebagai penanda antara objek satu dengan objek lainnya. Nilai- nilai yang dihasilkan dalam vektor ciri di normalisasikan ke dalam rentang 0 sampai 1. Selanjutnya akan melewati beberapa langkah ditunjukkan pada gambar 3.14 berikut:



Gambar 3. 14 Diagram Alir Proses Ekstraksi Ciri LBP

4. Klasifikasi

Proses klasifikasi menindaklanjuti hasil dari proses ekstraksi ciri. Data hasil ekstraksi ciri diklasifikasikan dengan menggunakan Support Vector Machine Multiclass. Pengenalan pola dilakukan dengan mentransformasi data pada ruang input keruang yang berdimensi lebih tinggi dan optimasi dilakukan pada ruang vector yang baru tersebut.



Gambar 3.15 Diagram Proses Klasifikasi SVM

3.3 Performansi Sistem

Performansi pada sistem ini dievaluasi dengan cara dilakukannya pengujian pada data latih dan data uji menggunakan software Matlab berdasarkan metode LBP dan klasifikasi SVM untuk mengidentifikasi usia. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kelebihan dan kekurangan sistem. Performansi sistem diukur berdasarkan parameter akurasi dan komputasian.

4. Analisis dan Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan beberapa parameter yang diperoleh selama proses pemrograman sistem. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk tabel dan grafik. Pada pengujian ini menggunakan data citra ronsen radiografi panoramik sebanyak 175 data dalam rentang usia 6 hingga 60 tahun dengan pembagian 106 data latih dan 69 data uji.

Kemudian dilakukan 2 jenis pemodelan kelompok usia. Pemodelan pertama usia dikelompokkan kedalam 3 kelas yaitu anak-anak (6-11 tahun), remaja (12-25 tahun) dan dewasa (26-60 tahun). Pada pemodelan kedua, usia tidak dikelompokkan dalam kelompok usia melainkan per usia yang berarti terdapat 54 kelas usia. Kedua jenis pemodelan kelompok usia tersebut diuji dengan skenario pengujian yang sama untuk mengetahui seberapa baik tingkat kemampuan sistem dalam mengidentifikasi usia.

- a. Skenario 1 : Pengujian terhadap ciri statistik Orde-1.
- b. Skenario 2 : Pengujian terhadap perubahan ukuran *resize* citra.
- c. Skenario 3 : Pengujian terhadap perubahan nilai parameter Radius *Local Binary Pattern*.
- d. Skenario 4 : Pengujian terhadap jenis *kernel Support Vector Machine* yaitu RBF, *Polynomial*, dan *Linear*.

4.1 Skenario 1

Pada skenario pengujian 1, dilakukan pengujian terhadap 69 citra gigi *molar* pertama *mandibula* dengan membandingkan parameter pengujian ciri statistik orde-1 yang didapat yaitu *mean*, standar deviasi, *skewness*, *kurtosis*, *entropy*, dan ditambah dengan luas pulpa.

Pada pengujian ini menggunakan parameter LBP yaitu R=4 dengan data pelatihan SVM OAO dan *kernel* RBF.

Tabel 4. 1 Hasil Pengujian Skenario 1

No.	Parameter	Jumlah Benar	Akurasi	Waktu Komputasi
1.	Mean	39	56,52%	0,2518
2.	Standar Deviasi	37	53,62%	0,2552
3.	Skewness	37	53,62%	0,2523
4.	Kurtosis	37	53,62%	0,2553
5.	Entropy	39	56,52%	0,2662

Hasil dari pengujian ini *mean* dan *entropy* menghasilkan akurasi tertinggi yaitu 56,52 %. Berdasarkan dari tingkat akurasi yang dihasil dari tiap-tiap ciri statistik, maka digunakan 2 ciri terbaik untuk pengujian berikutnya yaitu *mean* dan *entropy*. Setelah dilakukan pengujian pun kombinasi 2 ciri statistik tersebut menghasilkan nilai akurasi terbaik diantara lainnya.

4.2 Skenario 2

Pada pengujian skenario kedua akan dilakukan pengujian perubahan ukuran *resize* citra yaitu dengan ukuran (128 x 128), (256 x 256), dan (512 x 512) serta akan membandingkan pengaruh jenis *multiclass* SVM OAO dan OAA terhadap performansi sistem. Perubahan ukuran *resize* citra dimulai dari ukuran (128 x 128) hingga (512 x 512). Dalam skenario ini menggunakan 69 citra uji dan 106 data latih, untuk proses identifikasi masih menggunakan 2 ciri statistik terbaik yaitu *mean* dan *entropy*, dan dengan *kernel* RBF serta R= 4.

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Skenario 2

No.	Resize	OAO			OAA		
		Jml. Benar	Akurasi	Waktu Komputasi	Jml. Benar	Akurasi	Waktu Komputasi
1.	128 x 128	39	56,52%	0,0937	39	56,52%	0,0982
2.	256 x 256	43	62,32%	0,2509	39	56,52%	0,2451
3.	512 x 512	44	63,21%	0,8780	40	57,97%	0,8754

Berdasarkan Tabel 4.2 dan Gambar 4.4 dapat diketahui bahwa ukuran *resize* berpengaruh terhadap nilai akurasi walaupun pengaruhnya tidak terlalu signifikan baik pada pengujian OAO dan OAA. Pada penelitian ini didapatkan hasil akurasi yang tidak *linear* dikedua jenis *multiclass* SVM. Pengujian dengan akurasi tertinggi didapatkan pada saat data memiliki ukuran *resize* 512x512 menggunakan SVM OAO dengan nilai akurasi 63,21% dan waktu komputasi 0,8780 detik. Sedangkan akurasi terendah didapatkan pada ukuran *resize* 128x128 dengan akurasi 56,52% dan waktu

komputasi 0,0937 detik. Pada SVM OAA nilai akurasi tertinggi adalah 57,97% pada ukuran resize 512x512 dan akurasi terendah dengan akurasi 56,52% pada ukuran 12x128.

4.3 Skenario 3

Pada skenario pengujian kali ini dilakukan perubahan pada parameter *Local Binary Pattern* yaitu parameter radius. Dilakukan 5 kali pengujian radius pada ekstraksi LBP dengan size citra 512x512 dan masih membandingkan antara SVM OAO dan OAA dengan *kernel* RBF. Pada skenario ini masih menggunakan parameter 2 ciri terbaik yakni parameter *mean* dan *entropy*.

Tabel 4.1 Hasil Pengujian Skenario 3

No.	Radius	OAO			OAA		
		Jml. Benar	Akurasi	Waktu Komputasi	Jml. Benar	Akurasi	Waktu Komputasi
1.	1	40	57,97%	0,7837	39	56,52%	0,7613
2.	2	39	56,52%	0,7876	39	56,52%	0,7932
3.	3	39	56,52%	0,8311	39	56,52%	0,825
4.	4	44	63,21%	0,8780	40	57,97%	0,8754
5.	5	44	63,21%	0,9283	39	56,52%	0,8754

Pada Tabel 4.3 Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa pada metode *Local Binary Pattern* akurasi sistem mengalami kenaikan seiring bertambahnya nilai radius. namun hal ini tidak berlaku mutlak dikarenakan pada radius = 5 akurasi mengalami penurunan. Akurasi terbaik diperoleh pada saat radius=4 dengan akurasi 63,21% dan waktu komputasi 0,8780 detik. Sedangkan akurasi terendah didapatkan pada saat radius = 2 dan 3 yaitu 56,52%. Perubahan nilai R juga berpengaruh pada lama waktu komputasi, semakin tinggi nilai R maka semakin lama waktu komputasi yang dibutuhkan.

4.4 Skenario 4

Pada skenario ini dilakukan pengujian nilai akurasi terhadap pengaruh jenis *kernel Support Vector Machine*. Jenis *kernel* yang akan digunakan adalah RBF, *Polynomial*, dan *Linear*. Dalam pengujian ini digunakan ukuran citra terbaik yaitu 512x512 dengan nilai R tetap yaitu 4 namun dengan mengubah-ubah jenis *kernel* yang digunakan seperti pada tabel 4.4.

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Skenario 4

No.	Kernel	OAO			OAA		
		Jml. Benar	Akurasi	Waktu Komputasi	Jml. Benar	Akurasi	Waktu Komputasi
1.	RBF	44	63,21%	0,8780	40	57,97%	0,8754
2.	<i>Polynomial</i>	43	62,32%	0,6588	39	56,52%	0,4613
3.	<i>Linear</i>	37	49,28%	0,2438	39	56,52%	0,2433

Pada Tabel 4.4 dan Gambar 4.8 dapat dilihat akurasi paling baik yaitu pada *kernel* RBF untuk kedua jenis SVM OAO dan OAA dengan akurasi sebesar 63,21% dan waktu komputasi 0,8780 detik. Dari tabel di atas dapat disimpulkan bahwa akurasi yang dihasilkan oleh *kernel* RBF lebih baik dibandingkan dengan *kernel* yang lainnya serta *multiclass* SVM yang paling sesuai untuk sistem ini adalah *multiclass* OAO.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis terhadap skenario pengujian yang dilakukan pada sistem identifikasi usia berdasarkan luas ruang pulpa *molar* pertama *mandibula* menggunakan metode LBP dan klasifikasi SVM, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Implementasi pengolahan citra radiografi panoramik menggunakan metode *Local Binary Pattern* dan *Support Vector Machine* pada sistem identifikasi usia pada gigi *molar* pertama *mandibula* mampu bekerja dengan baik pada pemodelan 3 kelas usia. Namun sistem belum mampu bekerja dengan optimal pada pemodelan 54 kelas usia (per usia) dikarenakan jumlah kelas yang sangat banyak.
2. Berdasarkan dari pengujian yang telah dilakukan didapatkan tingkat akurasi tertinggi sistem sebesar 63,21% dengan waktu komputasi 0,8780 detik.
3. Akurasi tertinggi diperoleh dengan menggunakan parameter ekstraksi ciri LBP dengan Radius=4, ukuran *Resize* 256x256, jenis *kernel* RBF dan dengan SVM OAO.
4. Parameter yang dapat mempengaruhi tingkat akurasi sistem adalah ciri statistik orde 1, ukuran *Resize* citra, nilai radius pada metode *Local Binary Pattern*. Pada metode klasifikasi *Support Vector Machine* jenis *kernel* dan jenis *multiclass* sangat mempengaruhi tingkat akurasi sistem.

5.2 Saran

Saran untuk peneliti dan pengembang selanjutnya supaya mendapatkan kinerja aplikasi yang lebih baik, antara lain :

1. Menggunakan data hasil ronsen digital daripada hasil *scanning* manual untuk mendapatkan kualitas citra yang baik.
2. Agar dapat meningkatkan akurasi yang lebih baik, direkomendasikan untuk menggunakan metode ekstraksi ciri dan klasifikasi yang lebih baik.
3. Diharapkan pada penelitian selanjutnya sistem mampu mendeteksi area pulpa secara utuh dan baik serta mampu mengidentifikasi usia (per usia).

Daftar Pustaka

- [1] Y. Talenta, Identifikasi Umur Menggunakan Ronsen Panoramik Gigi dengan Metode Shour- Massler dan Logika Fuzzy, Bandung: Institut Teknologi Telkom, 2012.
- [2] P. Andriani, Identifikasi Kelompok Umur Menggunakan Ronsen Panoramik Gigi dengan Jaringan Syaraf Tiruan., Bandung: Universitas Telkom, 2017.
- [3] R. G. Phulari, Textbook of Dental Anatomy, Physiology and Occlusion., New Delhi: Jaypee Brothers Medical Publishers (P) Ltd., 2014.
- [4] d. L., Anatomi Gigi, Jakarta: EGC.
- [5] D. Lukman, Buku Ajar Ilmu Kedokteran Gigi Forensik Jilid 1, Jakarta: Agung Seto , 2006.
- [6] S. P, B. N and N. S, "Estimasi usia individu melalui pemeriksaan gigi untuk kepentingan forensik kedokteran gigi," *Jurnal PDGI*, 2013.
- [7] D. Smrithi, "Coronal Pulp biomarker : A lesser known age estimation modality," *Journal of Indian Academy of Oral Medicine & Radiology*, pp. 398-6, 2014.
- [8] "Median Filter untuk Mengurangi Noise pada Citra Digital," in *Konferensi Nasional Sistem dan Informatika*, Bali.
- [9] H. S. and W. Wayne, "Permanency Of Reprographic Images On Polyester Film.," *JAIC: Journal of The American Institute for Conservation* , vol. 39, 2008.
- [10] A. P. M. W. Pengolahan Citra Digital Menggunakan Matlab Image Processing Toolbox, Bandung: Informatika, 2007.
- [11] S. B, Tutorial Support Vector Machine, 2011.
- [12] M. H. e. a. P. ComputerVision Using Local Binary Patterns, London: Springer, 2010.
- [13] O. T, "Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions," *IEEE Piscataway*, 1994.
- [14] .. L. M. a. .. C. A. C. S. L. S, "Dominant local binary patterns for texture classification.," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 18, pp. 1107-1118, 2009.