

KLASIFIKASI UMUR BERDASARKAN CITRA DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPH DENGAN METODE HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

AGE GROUP CLASSIFICATION USING PANORAMIC DENTAL RADIOGRAPH WITH HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT AND SUPPORT VECTOR MACHINE

Nadya Sindi Safitri¹, Suryo Adhi Wibowo, Ph.D.², drg. Fahmi Oscandar, M.kes., Sp.RKG.³

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

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

¹nadvasindi5@gmail.com ²survoadhiwibowo@telkomuniversity.ac.id ³fahmi.oscandar@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Dalam beberapa kejadian bencana alam dan kecelakaan yang terjadi dapat menyebabkan kondisi korban sulit untuk diidentifikasi. Hal ini dikarenakan kondisi fisik korban sudah rusak akibat bencana alam dan kecelakaan yang terjadi cukup parah. Maka dari itu, gigi dapat digunakan untuk mempermudah proses identifikasi usia korban karena gigi adalah bagian terkeras dari tubuh manusia yang tidak mudah hancur dan tahan dari berbagai macam perubahan lingkungan. Hal inilah yang menjadi landasan penelitian ini, menggunakan pengolahan citra digital berdasarkan citra dental *panoramic radiograph* untuk mendeteksi usia ini mempunyai keakuratan yang baik melebihi pemeriksaan secara manual. Melalui proses citra digital *panoramic radiograph* yang di *preprocessing* terlebih dahulu akan menjadi *input* sistem dan *output*nya akan berupa deteksi usia. Pada tugas akhir ini, telah dilakukan perancangan dan penelitian untuk mengidentifikasi usia manusia berdasarkan pulpa gigi molar pertama. Metode yang digunakan untuk memproses data dari dental *panoramic radiograph* yaitu *Histogram of Oriented Gradients* dan diklasifikasi menggunakan *Support Vector Machine*. Hasil dari Tugas Akhir ini yaitu suatu sistem yang mampu mengidentifikasi usia manusia melalui pulpa gigi. Pada sistem ini menggunakan 1356 citra yang di klasifikasikan menjadi 28 kelas dengan 1088 citra latih dan 268 citra uji. Dari hasil pengujian yang dilakukan, nilai akurasi terbesar yaitu 67.5373% dengan waktu komputasi 6.1956 detik. Hasil ini diperoleh menggunakan parameter HOG yaitu *cell size* 32×32 , *block size* 4×4 dan *bin numbers* 12. Dalam proses klasifikasi menggunakan metode SVM jenis *kernel* terbaik adalah *kernel polynomial orde 4* dan *multiclass OAA*.

Kata kunci : *Dental Panoramic Radiograph, Histogram of Oriented Gradients, Support Vector Machine.*

Abstract

Some natural disasters and accidents could make the condition of the victim difficult to identify. This is because the physical condition of the victim has been damaged by natural disasters and the accident that is quite severe. Therefore, the teeth can be used to make it easier to identify the age of the victim because teeth are part of the human body that is not easily destroyed and resistance to various kinds of environmental changes. This is the reason for this research, using digital image processing based on the image of a dental panoramic radiograph to detect this age has better accuracy than manual examination. The identification is processed through a panoramic radiograph image that has been preprocessing first become the system input and the output will be in the form of age detection. In this final project, design and research have been carried out to identify the age of humans based on the pulp of the first molar. The method used to process from the dental panoramic radiograph is the Histogram of Oriented Gradients and classified using Support Vector Machine. The result of this Final Project is a system that able to identify the age of humans through teeth. In this system used 1356 images were classified into 28 classes with 1088 training images and 268 test images. From the results of the tests carried out, the greatest value of accuracy is 67.5373% with computation time of 6.1956 seconds. The results obtained using the HOG parameter are cell size 32×32 , block size 4×4 and bin numbers 12. In the classification process using the SVM method the best type of kernel is the 4th order polynomial kernel and OAA multiclass.

Key Word : *Dental Panoramic Radiograph, Histogram of Oriented Gradients, Support Vector Machine.*

1. Pendahuluan

Di dunia ini ada banyak hal terjadi yang bisa merenggut nyawa seseorang, diantaranya yaitu bencana alam dan kecelakaan yang menyebabkan korban jiwa. Pada beberapa kejadian bencana alam dan kecelakaan yang terjadi dapat menyebabkan kondisi korban tidak bisa teridentifikasi karena korban tidak dalam kondisi baik dan sulit dikenali, maka untuk mengidentifikasi data korban tersebut dapat dilakukan melalui bentuk tulang dan gigi.

Odontologi forensik merupakan penggabungan ilmu kedokteran gigi dengan hukum atau bagian bidang forensik yang menggunakan ilmu kedokteran gigi untuk mempermudah mengidentifikasi korban[1]. Alasan menggunakan gigi untuk identifikasi karena gigi merupakan bagian terkeras dari tubuh manusia dan tahan dari berbagai macam perubahan lingkungan. Selain itu juga, gigi mengandung kadar mineral yang sangat tinggi karena gigi merupakan material paling tahan terhadap perubahan lingkungan sehingga bentuknya tidak akan berubah[2].

Salah satu cara untuk mengidentifikasi korban yang dilakukan adalah *Panoramic radiograph* atau yang lebih dikenal dalam bidang kedokteran disebut *panoramic x-ray* adalah pemeriksaan menggunakan sinar X dua dimensi (2D) yang menangkap seluruh mulut dalam satu gambar, mencakup gigi rahang atas, gigi rahang bawah, struktur dan jaringan di sekitarnya [4]. Pada kasus forensik proses penggunaan citra *panoramic radiograph* merupakan salah satu cara yang akurat untuk identifikasi usia manusia, karena *panoramic radiograph* mempunyai keakuratan yang melebihi pemeriksaan secara visual dan dapat mengetahui dengan lebih jelas keadaan yang terdapat pada rahang maupun gigi dari mayat yang mungkin sulit dikenali [3]. Namun pada dunia nyata odontologi forensik masih dikerjakan secara manual dan butuh waktu yang lama. Oleh karena itu, dibutuhkan sesuatu yang dapat mempermudah proses identifikasi menjadi efisien.

Pada penelitian ini, penulis menggunakan beberapa penelitian terdahulu sebagai acuan. Pertama penelitian yang menjadi acuan penulis adalah penelitian, sistem ini mampu melakukan identifikasi usia menggunakan ronsen panoramik gigi dengan metode *principal component analysis* dan klasifikasi *support vector machine*. Tetapi penelitian tersebut hanya membagi usia menjadi empat kelas untuk memperoleh hasil yang terbaik. Selanjutnya penelitian, sistem yang dibuat mampu mengidentifikasi usia berdasarkan pulpa gigi molar pertama rahang bawah menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan diklasifikasi menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ) dengan rentang usia 6-60 tahun dan dikelaskan menjadi tiga kelas dan 28 kelas dengan hasil akurasi sebesar 12,37%. Dalam penelitian tersebut hanya menjelaskan klasifikasi pada tiga kelas karena menggunakan metode tersebut hasil terbaiknya hanya mampu menggunakan tiga kelas. Selanjutnya dalam penelitian yang dilakukan oleh Restu Pujiyanti Hidayat dibuat sistem untuk identifikasi pola sidik bibir pada identitas manusia yang menggunakan metode ekstraksi *Histogram of Oriented Gradients* dan menggunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine* untuk mengklasifikasikan pola sidik bibir dikelaskan menjadi dua kelas pola sidik bibir. Sistem berhasil melakukan identifikasi dengan tingkat akurasi 92% dengan waktu komputasi 1,4129 detik.

Tugas Akhir ini, penulis melakukan penelitian mengidentifikasi usia berdasarkan pulpa gigi molar pertama rahang bawah dengan rentang usia 5-60 tahun dan dikelaskan menjadi 28 kelas. Penulis memilih menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients* karena memudahkan penulis untuk memproses data dari dental *panoramic radiograph* yang dapat mendeteksi pola citra gigi. Selanjutnya diklasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* karena metode tersebut akan dengan mudah memisahkan satu kelas dengan kelas lain dengan cara mencari *hyperplane* terbaik untuk memperoleh *outputnya*.

2. Dasar Teori

2.1 Odontology Forensic

Odontology forensic merupakan penggabungan ilmu kedokteran gigi dengan hukum (dalam hal forensik) yang melibatkan pengumpulan interpretasi bukti dental dan bukti lain yang berhubungan dalam semua bidang kriminalitas [1]. Keunggulan teknik identifikasi ini bukan hanya karena ketepatannya yang tinggi sama seperti ketepatan teknik sidik jari, tetapi karena fakta bahwa gigi adalah bahan paling biologis yang tahan terhadap perubahan lingkungan dan terlindungi [5].

2.2 Dental Panoramic Radiograph

Panoramic radiograph atau yang telah dikenal dalam bidang kedokteran disebut panoramic x-ray adalah pemeriksaan menggunakan sinar X gigi dua dimensi (2D) yang menangkap seluruh mulut dalam satu gambar. Termasuk gigi, rahang atas dan bawah, struktur dan jaringan di sekitarnya [3]. Sehingga memudahkan dokter untuk melakukan identifikasi maupun melakukan diagnosa penyakit. Gambar x-ray gigi memiliki tiga wilayah yang berbeda yaitu daerah jaringan latar belakang dengan nilai intensitas terendah, daerah tulang dengan nilai intensitas rata-rata, dan daerah gigi dengan nilai intensitas tertinggi[6]. Dalam kasus forensik, proses menggunakan radiografi gigi dapat menjadi metode yang akurat dan efisien untuk membuat identifikasi.

2.3 Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah istilah umum untuk berbagai teknik yang keberadaannya untuk memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara, menurut Efford (2000). Pengolahan citra digital mempelajari yang berkaitan dengan perbaikan kualitas gambar, transformasi gambar, ekstraksi ciri citra (*features images*) untuk analisis, deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung pada citra, kompresi atau reduksi data untuk penyimpanan data, transmisi data, dan waktu proses data. Aplikasi-aplikasi yang digunakan pada pengolahan citra

itu menggunakan prinsip dasar dalam pengolahan citra seperti peningkatan kecerahan dan kontras, penghilang derau pada citra, dan pencarian bentuk objek [12].

2.4 Citra Digital

Citra digital dibentuk oleh kumpulan titik yang dinamakan piksel. Setiap piksel digambarkan sebagai satu kotak kecil. Setiap piksel mempunyai koordinat posisi piksel itu berada [12]. Citra digital dinyatakan sebagai fungsi kontinu dari intensitas cahaya dalam bidang dua dimensi ke dalam matriks $f(x,y)$, dimana nilai f pada kordinat $f(x,y)$ menyatakan derajat keabuan atau intensitas dan informasi citra. Maka representasi dalam sebuah matriks dapat dilihat pada persamaan 2.1[13].

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(1,1) & f(1,2) & \dots & f(1,n) \\ f(2,1) & f(2,2) & \dots & f(2,n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(m,1) & f(m,2) & \dots & f(m,n) \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.5 Histogram of Oriented Gradient (HOG)



Gambar 1. Tahap-tahap Implementasi HOG

Histogram of Oriented Gradient (HOG) adalah salah satu metode ekstraksi ciri yang digunakan dalam *image processing* untuk mendeteksi suatu objek. Metode ini memiliki beberapa proses seperti pada gambar 2.1. Berdasarkan langkahnya, Tahap awal pada teknik ini yaitu mengkonversi citra RGB (*Red, Green, Blue*) menjadi *grayscale*, kemudian menghitung nilai gradien pada setiap piksel dalam citra *grayscale*. Setelah mendapatkan nilai gradien, maka selanjutnya yaitu membuat histogram dengan menentukan bin orientasi. Karena perolehan nilai gradien yang berbeda sehingga citra dibagi menjadi sel dan setiap sel membentuk histogram dari sebuah gradien dan membentuk *block* dari setiap histogram. Dan yang terakhir melakukan normalisasi pada setiap *block* [8].

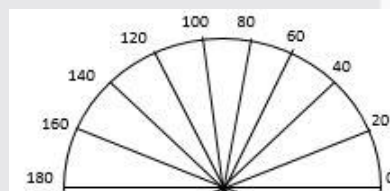
Gradient computation nilai suatu *gradient* harus dikalkulasi untuk meningkatkan performansi deteksi. Langkah pertama dalam implementasi HOG ialah perghitungan nilai gradien pada citra yang telah diterapkan *filtering* citra *grayscale* dengan menggunakan operasi *central differences* dengan matriks $[-1,0,1]$ yang diterapkan pada arah vertikal dan harozional pada suatu piksel dengan rumus sebagai berikut.

dimana x adalah baris matriks dan y merupakan kolom matriks. Kemudian akan dicari besar magnitude ($|G|$) dan orientasi gradien (θ) dengan menggunakan rumus :

$$|G| = \sqrt{Ix^2 + Iy^2}, \quad (2)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{Iy}{Ix}\right), \quad (3)$$

Orientas bin dilakukan untuk kalkulasi bobot tiap piksel pada tepi-tepi dari orientasi histogram. Langkah kedua ini melibatkan pembuatan sel pada citra serta pencarian nilai-nilai bin pada setiap selnya. Bentuk sel mempengaruhi piksel yang diambil, dimana bentuk sel ditentukan dari tipe geometri blok pada tahap pembentukan blok. Nilai orientasi tiap piksel dikuantisasi kedalam 9 kanal, seperti pada Gambar 2.



Gambar 2, Orientasi Bin pada HOG

Melakukan Normalisasi *Block* adanya perbedaan nilai gradien pada setiap *cell* maka diperlukan pengelompokan *cell* yang lebih besar atau disebut *block*. Normalisasi *block* dilakukan untuk mengurangi efek perubahan kecerahan objek berdasarkan nilai yang bertetangga dengan gradien *cell* pada satu *block*. Hasil dari normalisasi *block* ini adalah sebuah fitur. Normalisasi *block* dilakukan dengan cara membagi masing-masing elemen vektor dengan panjang vektor sehingga menghasilkan vektor satuannya. Menggabungkan seluruh histogram dari setiap *cell* dengan semua *block* yang telah dinormalisasi sehingga akan membentuk sebuah vektor ciri.

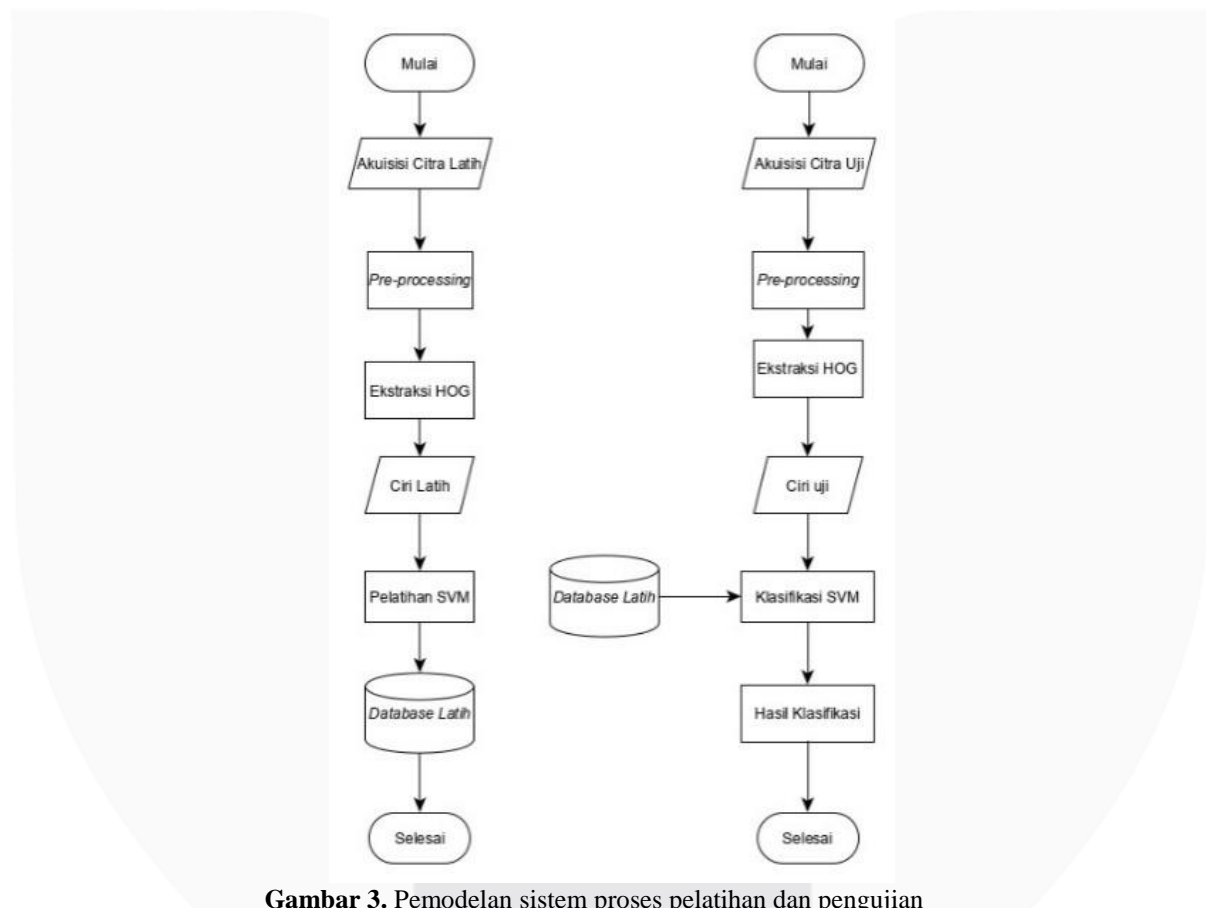
2.6 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine, secara sederhana dapat dijelaskan sebagai usaha mencari *hyperlane* atau garis pembatas yang paling optimal (terbaik) yang berfungsi sebagai pembeda dua buah class pada *input space*. SVM dikembangkan oleh Boser, Guyon dan Vapnik, serta pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory* [10]. Pada dasarnya, SVM merupakan kombinasi harmonis dari teori-teori komputasi yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti kernel yang diperkenalkan Aronszajn tahun 1950 dan *hyperlane* yang diperkenalkan Duda & Hart pada tahun 1973. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada problem *nonlinear*. Dengan memasukkan konsep kernel trick pada ruang kerja berdimensi tinggi. Pada *Support Vector Machine* terdapat beberapa kernel.

3 Desain Sistem

Dalam tugas akhir ini, perancangan sistem adalah suatu metode yang dilakukan untuk menggambarkan sistem secara keseluruhan agar sistem yang dibuat akan terbentuk alur yang sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai. Sistem yang akan dirancang pada tugas akhir ini menggunakan *software* Matlab R2017a.

3.1 Pemodelan Sistem



Gambar 3. Pemodelan sistem proses pelatihan dan pengujian

3.2 Akuisisi Citra

Akuisisi citra merupakan tahap awal untuk mendapatkan citra digital. Akuisisicitra seperti yang terlihat pada adalah citra digital yang diambil dengan cara memilih hasil dari panoramic radiograph gigi manusia yang diperlukan dari database Rumah Sakit Gigi dan Mulut Fakultas Kedokteran Gigi (RSGM FKG) Universitas Padjajaran. Citra panoramic radiograph ini berbentuk format JPG dan BMP.

3.3 Pre-Processing

Pre-processing ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas pada tahap pengolahan citra selanjutnya. Dalam proses ini, citra akan diperbaiki kualitas citranya dengan menggunakan histogram equalization dan median filter. Setelah itu, cropping untuk memotong bagian yang tidak diperlukan. Kemudian diresize menjadi ukuran 512×384 pixel dan dikonversi ke dalam bentuk grayscale.

3.4 Ekstraksi Ciri HOG

Histogram of Oriented Gradient (HOG) adalah salah satu proses ekstraksi ciri yang digunakan dalam *image processing* untuk mendeteksi suatu objek. Citra yang sudah melalui pemrosesan awal akan di proses kembali oleh ekstraksi ciri HOG untuk mendapatkan nilai yang lebih akurat.

3.5 Klasifikasi

Data uji yang telah memasuki tahap ekstraksi ciri diklasifikasikan dengan menggunakan *Support Vector Machine* untuk mengelompokkan objek ke dalam kelas yang telah ditentukan sesuai dengan hasil data latih. Hasil yang digunakan pada proses ini adalah hasil dari pengolahan metode HOG. Metode *Support Vector Machine* ini menggunakan teknik *multiclass* yaitu *one-against-one* dan *one against-all* karena jumlah kelas melebihi 2 kelas.

3.6 Akurasi Sistem

Untuk mengukur performansi sistem digunakan akurasi sistem. Akurasi sistem merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali data masukan sehingga menghasilkan keluaran yang tepat.. Secara sistematis dapat diformulasikan sebagai berikut:

$$A = \frac{B}{C} \times 100\% \quad (4)$$

Dimana A yaitu Akurasi, B yaitu jumlah data benar, C yaitu jumlah keseluruhan. Adapun nilai akurasi sistem pada penelitian yang ingin dicapai adalah 80%.

3.7 Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan oleh sistem untuk melakukan suatu proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan menggunakan waktu selesai dikurangi dengan waktu mulai sehingga akan diperoleh waktu komputasi sistem. Adapun secara sistematis, waktu komputasi dapat diformulasikan sebagai berikut:

$$A = B - C \quad (5)$$

Dimana A yaitu waktu komputasi, B waktu selesai, C waktu mulai.

4 Pengujian Sistem dan Analisis

Pengujian sistem dilakukan dengan mengubah parameter ekstraksi ciri dan parameter klasifikasi untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik selama pemrograman sistem. Pada bagian ini akan dibandingkan pengaruh perubahan parameter ekstraksi ciri dan klasifikasi terhadap akurasi dan waktu komputasi yang diperoleh. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk tabel. Skenario pengujian pada sistem ini adalah sebagai berikut.

4.1 Pengujian terhadap perubahan Cell Size

Pada skenario pertama dilakukan sistem pengujian untuk mendapatkan nilai akurasi terhadap pengaruh parameter *cell size* 32×32, 64×64, 128×128 dengan menggunakan *block size* 2×2, *bin numbers* 9, kernel *polynomial* orde 4 dan *multi-class OAA*.

Tabel 1: Hasil Pengujian *cell size* pada HOG

<i>cell size</i>	Akurasi Validasi(%)	Akurasi Uji(%)	Waktu Komputasi Validasi(detik)	Waktu Komputasi Uji(detik)
32 × 32	81.9853	41.418	577.1449	1.50004
64 × 64	96.875	64.179	166.4704	0.5526
128 × 128	97.2426	51.119	3.7183	0.3841

Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi saat menggunakan *cell size* 64×64 adalah 64.179% dengan waktu komputasi 0.5526 detik. Hal ini terjadi karena ukuran ini cukup dapat menghasilkan kode informasi dari bentuk citra ronsen gigi yang berukuran 521 × 384 piksel untuk bisa diidentifikasi secara visual dan dapat membatasi jumlah vektor ciri yang didapat pada HOG. *cell size* yang lebih kecil dapat mengkodekan banyak informasi bentuk citra dan dapat meningkatkan dimensi vektor ciri pada HOG, sehingga berpengaruh pada waktu

komputasi yang diperoleh semakin lama dan kapasitas penyimpanan semakin besar. Sedangkan *cell size* yang melebihi 64×64 tidak menghasilkan banyak informasi, sehingga waktu komputasi yang diperoleh semakin cepat

4.2 Pengujian terhadap *Block Size* pada HOG

Pada skenario kedua dilakukan sistem pengujian untuk mendapatkan akurasi terhadap pengaruh parameter *block size* pada HOG. Ukuran *block size* yang akan diuji yaitu 2×2 , 3×3 , dan 4×4 dengan menggunakan parameter *cell size* 32×32 , bin number 9, kernel *polynomial* orde 4 dan menggunakan *multiclass* OAA. Dari ketiga pengujian terhadap *block size* didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian *Block Size* pada HOG

<i>Block Size</i>	Akurasi Validasi(%)	Akurasi Uji(%)	Waktu Komputasi Validasi(detik)	Waktu Komputasi Uji(detik)
2×2	81.9853	41.418	577.1449	1.5004
3×3	83.0882	38.433	645.7104	3.5826
4×4	97.6103	65.672	489.4804	4.7654

Berdasarkan Tabel 2 dapat diketahui bahwa akurasi tertinggi saat menggunakan *Block Size* 4×4 dengan waktu komputasi selama 4.7654 detik. hal ini terjadi karena semakin besar *block size*, maka sistem tidak mampu menangkap piksel dengan baik sehingga pengaruh terhadap waktu komputasi itu semakin cepat. Sedangkan semakin kecil *block size*, maka sistem semakin detail menangkap piksel dengan baik sehingga pengaruh terhadap waktu komputasi itu semakin lama.

4.3 Pengaruh *Bin number* pada HOG

Pada skenario ketiga dilakukan sistem pengujian untuk mendapatkan akurasi terhadap pengaruh parameter *bin number* pada HOG. Ukuran *Bin Number* yang akan diuji yaitu 9, 12, dan 18 dengan menggunakan parameter *cell size* 32×32 , *block size* 4×4 kernel *polynomial* orde 4 dan menggunakan *multiclass* OAA. Dari ketiga pengujian terhadap *bin number* didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian *Bin Number* pada HOG

<i>Bin Number</i>	Akurasi Validasi(%)	Akurasi Uji(%)	Waktu Komputasi Validasi(detik)	Waktu Komputasi Uji(detik)
9	97.6103	65.672	489.4804	4.7654
12	97.2426	67.5373	505.1822	6.1956
18	97.4265	65.672	540.3432	12.085

Berdasarkan Table 3 dapat dilihat bahwa parameter akurasi tert-inggi itu pada bin number 12 sebesar 67.5373% dengan waktu komputasi selama 6.1956 detik. Hal ini terjadi karena semakin besar ukuran bin, maka semakin detail hasil vektor cirinya. Sehingga pada waktu komputasi semakin kecil binnya, maka semakin cepat waktu komputasinya.

4.4 Pengujian Pengaruh Jenis *Kernel* Pada SVM

Pada skenario keempat dilakukan sistem pengujian untuk mendapatkan akurasi terhadap pengaruh parameter jenis kernel pada SVM. Jenis kernel yang akan diuji yaitu *linear*, *rbf*, *polynomial* dengan menggunakan parameter *cell size* 32×32 , *block size* 4×4 , bin number 12 dan menggunakan *multiclass* OAA. Dari ketiga pengujian didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Jenis *Kernel* pada SVM

Kernel	Akurasi Validasi(%)	Akurasi Uji(%)	Waktu Komputasi Validasi(detik)	Waktu Komputasi Uji (detik)
Linear	96.6912	65.2985	29.1317	0.4843
Radial Basis Funcion (RBF)	96.3235	31.3433	201.8865	33.5799
<i>polynomial</i> Orde 2	97.0588	66.791	42.4621	5.5696
<i>polynomial</i> Orde 4	97.2426	67.5373	505.1822	6.1956

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat bahwa parameter akurasi tertinggi itu pada *polynomial* orde 4 sebesar 67.5373% dengan waktu komputasi selama 6.1956 detik. Hal ini terjadi karena ciri citra yang terbaca hampir sama. Semakin besar ordenya, maka waktu komputasinya semakin lama.

4.5 Pengujian Pengaruh Multiclass

Pada skenario kelima dilakukan sistem pengujian untuk mendapatkan akurasi terhadap pengaruh parameter *multiclass* pada SVM. *multiclass* yang akan diuji yaitu *one against one* dan *one against all* dengan menggunakan parameter *cell size* 32×32, *block size* 4 × 4, bin number 12 dan menggunakan jenis kernel *polynomial* orde 4. Dari kedua pengujian didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Pengujian *multiclass* SVM

<i>multiclass</i>	Akurasi Validasi(%)	Akurasi Uji(%)	Waktu Komputasi Validasi(detik)	Waktu Komputasi Uji(detik)
OAA	97.2426	67.5373	505.1822	6.1956
OAO	97.7941	61.5672	361.263	313.1123

Berdasarkan Tabel 5 dapat dilihat bahwa parameter akurasi tertinggi itu menggunakan *multiclass* OAA yang bernilai 67.5373% dengan waktu komputasi selama 6.1956 detik. Hal ini terjadi karena *multiclass* OAA merupakan teknik mengklasifikasi dengan cara melakukan satu kelas membandingkan dengan seluruh kelasnya. Sedangkan *multiclass* OAO merupakan teknik untuk mengklasifikasi dengan cara melakukan pengecekan pada masing-masing kelas sampai menemukan kesamaan ciri. Sehingga pengaruh *multiclass* OAO pada waktu komputasi yaitu lebih lama dibandingkan OAA.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis sistem yang telah dilakukan, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Perancangan sistem untuk mendeteksi usia manusia menggunakan ronsen citra gigi molar pertama rahang bawah dengan metode *Histogram Of Oriented Gradient* dan klasifikasi *Support vector machine* telah berhasil dilakukan dalam 28 kelas dengan rentang usia 5 tahun sampai 60 tahun.
2. Berdasarkan pengujian sistem yang telah dilakukan dapat mengetahui parameter terbaik yaitu pada *cell size* 32x32, *block size* 4x4, *bin number* 12, jenis kernel *polynomial* orde 4 dan *multiclass* OAA.
3. Performansi terbaik yang didapatkan dari semua pengujian sistem yaitu akurasi sebesar 67.5373% dengan waktu komputasi selama 6.1956 detik.

Daftar Pustaka

- [1] D. R. Senn and P. G. Stimson, *Forensic Dentistry*, New York: CRC Press.
- [2] M. Diani, "PERANAN FOTO RONTGEN DALAM BIDANG ODONTOLOGI FORENSIK," 2001.
- [3] "Radiologyinfo.orh," 25 february 2018. [Online]. Available: <https://www.radiologyinfo.org/en/info.cfm?pg=panoramic-xray>. [Accessed 4 october 2018].
- [4] I. S. Jacobs and C.P. Bean, "*Fine particles, thin films and exchange anisotropy*," in *Magnetism*, vol. III, G.T. Rado and H. Suhl, Eds. New York: Academic, pp. 271-350, Month, 1993.
- [5] N. A. Permata, Setiawardhana and R. Sigit, "Forensic Identification System using Dental Panoramic Radiograph," IES-KCIC, 2017.
- [6] O. Nomir and M. A.-. Mottaleb, "Human Identification From Dental X-ray Images Based on the Shape and Appearance of the Teeth," *IEEE Transaction on Information Forensics and Security*, vol. 2, no. 2, p. 189, 2007.
- [7] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing," Book, 2014.
- [8] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'2005)*. San Diego, CA. N.

- [9] G.C.-C.W.R.S.D.M.R.F.Prates, "Brazilian License Plate Detection Using Histogram of Oriented Gradients and Sliding Windows,"IJCSIT, vol.5, no.6,2014.
- [10] B. Boser, I. Guyon, and V. Vapnik, "An training algorithm for optimal margin classifiers, Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory," 1992.
- [11] A. S. Nugroho, B. A. Witarto and D. Handoko, "Support Vector Machine," teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika.
- [12] A. Kadir and A. Susanto, Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra, ANDI, 2013.