

**DETEKSI USIA BERDASARKAN PENGOLAHAN CITRA PANORAMIC
RADIOGRAF GIGI MOLAR PERTAMA MANDIBULAR DENGAN METODA
HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT DAN KLASIFIKASI LEARNING VECTOR
QUANTIZATION**

**AGE DETECTION BASED ON IMAGE PROCESSING PANORAMIC RADIOGRAPH OF
FIRST MOLAR MANDIBULAR DENTAL USING HISTOGRAM OF ORIENTED
GRADIENTS METHOD AND LEARNING VECTOR QUANTIZATION CLASSIFICATION**

Erryna Indah Kurniawati, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA., drg. Fahmi Oscandar, M.Kes.,Sp.RKG

Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom Bandung

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

errynaindah@student.telkomuniversity.ac.id, bhidayat@telkomuniversity.com, fahmioscandar@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Usia merupakan hal penting yang perlu diketahui untuk mempermudah proses identifikasi. Gigi manusia merupakan salah satu organ tubuh manusia yang dapat digunakan untuk proses identifikasi karena tidak mudah hancur. Gigi terdiri dari beberapa lapisan yaitu email, dentin, pulpa dan semen. Radiograf atau hasil *rontgen x-ray* merupakan salah satu tools yang digunakan untuk membantu proses diagnosis, hal ini karena tidak semua anomali pada gigi dapat dilihat hanya dengan pemeriksaan secara visual, karena pemeriksaan visual tidak selamanya akurat. Dalam tugas akhir ini metode yang digunakan untuk pengolahan citra panoramic radiograf adalah *Histogram of Oriented Gradient (HOG)* dan untuk klasifikasi menggunakan *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Hasil akhir dari tugas akhir ini yaitu sistem menggunakan *software* Matlab dengan metode *Histogram of Oriented Gradient* dan klasifikasi *Learning Vector Quantization* yang mampu untuk melakukan identifikasi dan klasifikasi usia manusia dengan akurasi tertinggi 68,33% dan waktu komputasi terendah yaitu 0,0305 detik .

Kata Kunci : Panoramic Radiograf, *Histogram of Oriented Gradient (HOG)*, *Learning Vector Quantization (LVQ)*

Abstract

Age is an important thing to know to simplify the identification process. Human teeth are one of the human organs that can be used for the identification process because it is not easily destroyed. Teeth consist of several layers of email, dentin, pulp and cement. Radiograph or x-ray is one of the tools used to aid the diagnosis process, as not all anomalies of the tooth can be seen only by visual examination, since visual examination is not always accurate. In this final project the method used for panoramic radiograph image processing is Histogram of Oriented Gradient and for classification using Learning Vector Quantization. The final result of this final project is using Matlab software with Histogram of Oriented Gradient method and classification of Learning Vector Quantization which is able to identify and classify human age with highest accuracy of 68.33% and lowest computation time is 0.0305 seconds.

Keywords : Panoramic Radiograf, *Histogram of Oriented Gradient (HOG)*, *Learning Vector Quantization (LVQ)*

1. Pendahuluan

Di Indonesia terdapat beberapa masalah yang dihadapi pada saat identifikasi korban kecelakaan terutama korban yang mengalami kebakaran, mutilasi, dan sidik jari tidak di temukan. Dengan berkembangnya teknologi saat ini, generasi muda membuahakan inovasi salah satunya di bidang ilmu kedokteran salah satunya pengolahan citra digital dari hasil foto radiograf periapikal untuk mendeteksi usia manusia. Oleh karena itu, diperlukan sebuah metode yang dapat membantu para tenaga ahli kesehatan untuk menegakkan diagnosis yaitu dengan pengolahan citra radiograf periapikal. Radiograf atau hasil *rontgen x-ray* merupakan salah satu tools yang digunakan untuk membantu proses diagnosis, hal ini karena tidak semua anomali pada gigi dapat dilihat hanya dengan

pemeriksaan secara visual. Metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri adalah Histogram of Oriented Gradients (HOG) dengan klasifikasi kualitas Learning Vector Quantization (LVQ).

2. Dasar Teori dan Perancangan Sistem

2.1 Gigi

Gigi menurut fungsinya termasuk dari sistem pencernaan mekanis, yaitu berfungsi untuk melumatkan makanan yang masuk ke mulut kita. Gigi juga berfungsi untuk membantu proses berbicara. Gigi manusia berdasarkan jenisnya dibagi menjadi tiga, yaitu gigi seri, gigi taring, dan gigi geraham (molar). Gigi manusia terdiri dari email, dentin, sementum, dan pulpa. Pulpa gigi merupakan jaringan lunak yang terletak dibawah dentin. Garis luar pulpa umumnya mengikuti garis luar bentuk gigi (garis luar ruang pulpa mengikuti bentuk mahkota gigi dan bentuk garis luar saluran pulpa mengikuti bentuk akar gigi).[3]

2.2 Radiografi Panoramik

Radiografi panoramik yang disebut juga pantomografi merupakan teknik untuk menghasilkan gambaran tunggal tomografi struktur wajah meliputi kedua arkus gigi maksila dan mandibula dan struktur pendukungnya. Prinsip kerja pantomografi adalah pergerakan resiprokal dari sumber sinar-x dan reseptor gambar mengelilingi titik atau bidang pusat, yang disebut image layer, tempat objek berada. Bila objek berada di depan atau belakang image layer ini, maka gambar yang ditangkap tidak jelas karena pergerakan relatifnya terhadap pusat rotasi dari reseptor dan sumber sinar-x. Gambaran panoramik sedikit berbeda dari gambaran intraoral yang berpusat pada pendekatan interpretasinya[12].



Gambar 2.1 citra panoramik radiograf

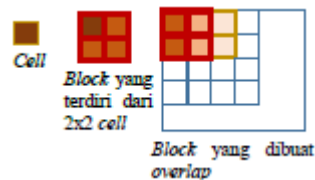
2.3 Citra Digital

Citra digital merupakan citra yang berbentuk array dua dimensi berukuran M baris dan N kolom. Citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$, dimana x dan y adalah koordinat spasial dan nilai $f(x,y)$ adalah nilai intensitas citra pada koordinat tersebut. Bila citra tersebut memiliki nilai infinite atau berhingga, maka citra dapat dituliskan ke dalam bentuk matriks seperti persamaan 2.1 sebagai berikut[7]:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

2.4 Histogram of Oriented Gradients (HOG)

Histogram of Oriented Gradient (HOG) adalah salah satu metode ekstraksi ciri yang digunakan dalam *image processing* untuk mendeteksi suatu objek. Tahap awal pada teknik ini yaitu menghitung nilai *gradient* dalam daerah tertentu pada suatu citra. Untuk memperoleh informasi pembeda maka citra akan dibagi menjadi *cells* dan setiap *cells* membentuk histogram dari sebuah *gradient*, membentuk blok dari setiap histogram dan terakhir melakukan normalisasi pada tiap blok. Prinsip kerja *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) adalah menghitung nilai dan arah (vektor) gradien dalam daerah tertentu, sehingga akan tampak karakteristik distribusi gradien pada suatu gambar[11]. Tahap selanjutnya dari HOG adalah membuat *cell*. Setiap piksel dalam sebuah *cell* mempunyai nilai histogram sendiri-sendiri berdasarkan nilai yang dihasilkan dalam perhitungan gradien. *Cell* memiliki ukuran 4x4 pixel pada sebuah *image*. Sedangkan blok terdiri dari 2x2 *cell*.



Gambar 2.2 Cell yang menyusun sebuah blok

Blok memiliki dua tipe geometri yaitu *Rectangular Histogram of Oriented Gradient* (R-HOG) dan *Circular Histogram of Oriented Gradient* (C-HOG), dimana R-HOG berbentuk kotak dan diwakili oleh tiga parameter yaitu jumlah *cell* per *block*, jumlah *pixel* per *cell*, dan jumlah *bin* per histogram. Sedangkan C-HOG berbentuk lingkaran dengan parameter yaitu jumlah sudut dan *radial bin*, jari-jari *center bin*, faktor ekspansi untuk radius tambahan dari *radial bin*. Setelah blok dibentuk dilakukanlah normalisasi dengan operasi sebagai berikut [15].

$$v \rightarrow v \sqrt{\frac{v}{\|v\| + \epsilon}} \quad (2.2)$$

Dimana v merupakan vektor yang mengandung nilai-nilai histogram dalam 1 *block* atau nilai yang akan di normalisasi dan ϵ merupakan konstanta agar tidak terjadi pembagian dengan bilangan 0 [16]

2.5 Learning Vector Quantization (LVQ).

Learning Vector Quantization merupakan jaringan syaraf tiruan untuk melakukan pembelajaran kompetitif. LVQ bertujuan untuk melatih jaringan syaraf tiruan sehingga dapat mengeluarkan keluaran yang sesuai dengan target yang ditentukan. Jaringan syaraf tiruan tersebut bekerja berdasarkan ciri yang didapat dari proses ekstraksi ciri. Sebuah jaringan LVQ memiliki dua lapisan, yakni lapisan pertama adalah lapisan kompetitif dan lapisan kedua adalah lapisan linier [17].

2.6 Performansi Sistem

Pengujian performansi sitem guna mengetahui tingkat akurasi maupun kekurangan dan kelebihan sistem. Performansi sistem dapat diukur berdasarkan parameter sebagai berikut:

1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali data masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar sesuai yang diharapkan. Secara matematis akurasi sebuah sistem dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah data benar}}{\text{jumlah data keseturuhan}} \times 100\% \quad (2.3)$$

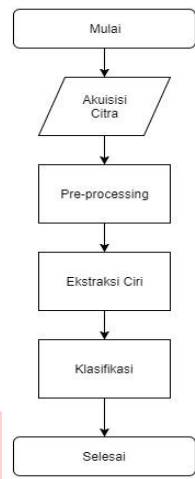
2. Waktu komputasi

Waktu komputasi merupakan waktu yang dibutuhkan sistem untuk melakukan satu kali proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan cara mengurangi waktu selesai dengan waktu mulai, yang dapat dituliskan secara matematis sebagai berikut :

$$\text{Waktu komputasi} = \text{waktu selesai} - \text{waktu mulai} \quad (2.4)$$

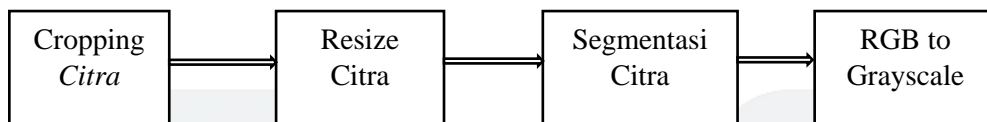
2.7 Perancangan Sistem

Pada perancangan dan implementasi sistem, dijelaskan secara umum tentang alur atau tahapan sistem dalam penelitian ini. Gambaran umum dari perancangan sistem dapat dilihat dari diagram alir pada gambar sebagai berikut:



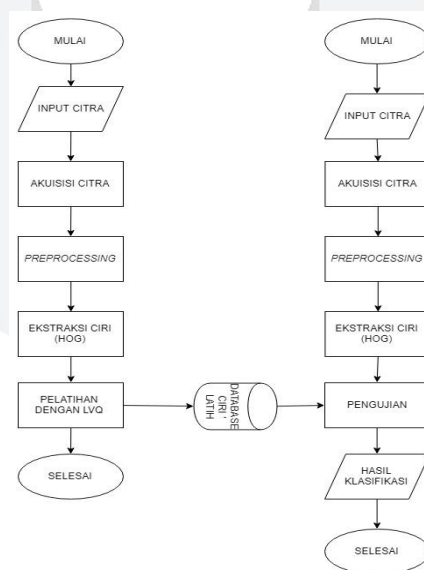
Gambar 2.3 Perancangan Sistem

proses akuisisi data dilakukan dengan merekam data panoramik radiograf dalam bentuk film menggunakan scanner Canon CanoScan 9000F Mark II dengan format keluaran *.jpg. Hasil gambar berupa file gambar digital akan tersimpan di komputer dan siap untuk masuk ke tahap selanjutnya yaitu *pre-processing*.



Gambar 2.4 Diagram alir preprocessing

Setelah proses akuisisi citra, untuk mendapatkan hasil citra gigi akan dilakukan tahapan identifikasi citra seperti diagram alir yang ditunjukkan pada gambar 2.. Hal ini dilakukan dengan mengambil nilai piksel pada data uji dan data latih. Nilai piksel data uji akan dikumpulkan dan disimpan sebagai acuan terhadap data yang akan diujikan nantinya. Proses ekstraksi ciri yang akan dilakukan pada data uji dan data latih menggunakan metode *Histogram of oriented Gradients* dan kemudian akan diiklasifikasikan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* untuk mengetahui rentang usia pada data uji.



Gambar 2.5 Tahapan idenifikasi

3. Pembahasan

Pengujian sistem dilakukan untuk mengetahui seberapa baik performansi yang dapat diberikan oleh sistem yang telah dirancang. Citra yang digunakan terdiri dari 175 data dengan rentang usia 6-60 tahun yang di bagi menjadi 18 kelas dimana masing-masing kelas terdiri dari 9 citra latih. Performansi tersebut dapat diketahui dengan melakukan analisis terhadap beberapa skenario parameter yaitu:

- a. Analisis pengaruh perubahan jumlah *cell* menjadi 2x2, 4x4, 8x8, 16x16, 32x32, dan 64x64.
- b. Analisis pengaruh perubahan jumlah blok menjadi 2x2, 4x4, 8x8.
- c. Analisis pengaruh perubahan nilai bin menjadi 9, 12, 15, 18
- d. Analisis pengaruh ciri statistik
- e. Analisis pengaruh perubahan parameter *epoch*
- f. Analisis pengaruh perubahan parameter *hidden layer*

1. Skenario 1

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk memperoleh nilai akurasi dan waktu komputasi terhadap pengaruh parameter *Cell Size*. *Cell Size* yang digunakan pada pengujian tahap ini yaitu 2x2, 4x4, 8x8, 16x16, 32x32, dan 64x64 dengan menggunakan *Block Size* 2x2, bin 9, dan *epoch* = 200.

Dari keenam macam *Cell Size* tersebut, maka diperoleh hasil akurasi dan waktu komputasi seperti pada tabel 3.1 di bawah.

Tabel 3.1 tabel performansi skenario 1

CELL	AKURASI	WAKTU
2x2	63,93%	0,2078
4x4	63,93%	0,0749
8x8	60,65%	0,0401
16x16	63,93%	0,0342
32x32	57,37%	0,0317
64x64	59,01%	0,0323

Pada tabel 3.1 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi dimiliki oleh citra dengan *cellsize* 4x4 yaitu 63,33% sedangkan citra dengan *cellsize* 32x32 memiliki waktu komputasi terendah yaitu 0,0317 detik. Dapat dilihat bahwa semakin besar *Cellsize* nilai akurasi mengalami peningkatan dan penurunan. Saat *cell size* semakin kecil, menyebabkan banyak informasi ciri dari dari *cell* tersebut hilang. jika *cell size* terlalu besar, seperti 64x64, menyebabkan feature pada *cell* kurang mendeskripsikan citra tersebut. Sehingga, menyebabkan feature yang didapat sulit untuk diklasifikasikan. *Cell size* yang semakin kecil juga meningkatkan dimensi vector ciri dari HOG, sehingga waktu yang dibutuhkan dalam proses juga akan semakin meningkat.

2. Skenario 2

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk memperoleh nilai akurasi dan waktu komputasi terhadap pengaruh parameter *Block Size*. *Block Size* yang digunakan pada pengujian tahap ini yaitu 2x2, 4x4, dan 8x8.

Dari ketiga variansi *Block Size* tersebut, dengan *Cell Size* 4x4 maka diperoleh hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 3.2 di bawah.

Tabel 3.2 Tabel Performansi Skenario 2

BLOCK	AKURASI	WAKTU
2x2	60%	0,0765
4x4	63,93%	0,0754
8x8	63,93%	0,2198

Dari tabel 3.2 dapat di lihat bahwa akurasi tertinggi diperoleh pada saat *blocksize* 4x4 dan 8x8 yaitu 63,33%. Sedangkan untuk waktu komputasi paling rendah pada *Block Size* 8x8 dengan waktu 0,0754 detik, karena semakin besar nilai *block size* maka waktu komputasi akan semakin rendah. *Block* dan *cell* memiliki keterkaitan karena *block* terdiri dari beberapa *cell*. Semakin besar *Block Size* maka akan semakin

kecil waktu komputasi karena saat *block size* semakin besar, maka proses pembagian citra menjadi *block* juga akan semakin cepat.

3. Skenario 3

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk memperoleh nilai akurasi dan waktu komputasi terhadap pengaruh parameter bin. Nilai bin yang digunakan pada pengujian yaitu 9,12,15, dan 18 dengan parameter *Cell Size* dan *Block Size* dan epoch =200.

Dari keempat variansi nilai bin tersebut diperoleh hasil akurasi dan waktu komputasi seperti pada tabel 3.3 dibawah.

Tabel 3.3 Tabel Performansi Skenario 3

BIN	AKURASI	WAKTU
9	63,93%	0,0704
12	63,93%	0,0935
15	63,93%	0,1012
18	62,29%	0,1131

Pada tabel 3.3 dapat dilihat bahwa akurasi terbesar dimiliki oleh citra dengan nilai bin 9, 12, dan 15 dengan akurasi 63,93% dan waktu komputasi terendah dimiliki oleh citra dengan nilai bin 9 dengan waktu 0,0704 detik. Pembagian menjadi 18 bin pada sistem membuat kinerja menjadi lebih optimal dibandingkan dengan nilai bin yang lain.

4. Skenario 4

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk memperoleh nilai akurasi dan waktu komputasi terhadap pengaruh parameter ciri statistik orde pertama dengan *Cell Size 4x4*, *Block Size 2x2*, bin 18 dan epoch = 200

Dari pengujian ciri statistik orde pertama didapatkan nilai akurasi dan waktu komputasi seperti pada tabel 3.4 di bawah.

Tabel 3.4 Tabel Performansi Skenario 4

CIRI STATISTIK	AKURASI	WAKTU
Mean (μ)	67,21%	0,0305
Variance (σ^2)	68,33%	0,0310
Standar Deviasi (σ)	65,57%	0,0328
Skewness (α_3)	63,93%	0,0516
Kurtosis (α_4)	63,93%	0,0532
Entropy (H)	67,21%	0,0334
μ, σ^2, σ	67,21%	0,0352
μ, σ, H	63,93%	0,0348
σ, α_3, H	63,93%	0,0528
α_3, α_4, H	63,93%	0,0842
All	65,00%	0,0762

Pada tabel 3.4 dapat dilihat bahwa nilai akurasi terbaik didapatkan pada saat menggunakan parameter *variance* yaitu 68,33% sedangkan untuk waktu komputasi terendah didapatkan pada saat menggunakan parameter *mean* yaitu 0,0305 detik..

5. Skenario 5

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk memperoleh nilai akurasi dan waktu komputasi terhadap pengaruh parameter epoch pada LVQ. Dimana parameter epoch yang digunakan pada pengujian tahap ini adalah 200, 300, 500, 1000, dan 2000. Pada pengujian tahap ini digunakan parameter *Cell Size* 4x4, *Block Size* 2x2, bin 18

Dari pengujian parameter *epoch* didapatkan nilai akurasi dan waktu komputasi seperti pada tabel 3.5 di bawah.

Tabel 3.5 Tabel Performansi Skenario 5

EPOCH	AKURASI	WAKTU
200	62,90%	0,0711
300	62,90%	0,0748
500	62,90%	0,1020
1000	61,66%	0,1092
2000	63,33%	0,1059

Dari hasil pengujian pada tabel 4.5 dapat dilihat bahwa nilai *epoch* mempengaruhi nilai akurasi dan waktu komputasi. Akurasi tertinggi dengan nilai waktu komputasi terbaik didapat pada parameter *epoch* 2000 yaitu 63,33 % dengan waktu komputasi tercepat yaitu 0,0711 detik pada *epoch* 200. Semakin besar nilai epoch maka nilai akurasi akan semakin tinggi. Hal tersebut dikarenakan saat menggunakan parameter *epoch* bernilai 2000 dapat dilakukan proses *training* secara maksimal dan sistem sudah stabil sehingga lebih banyak kesamaan yang didapat oleh data uji ketika dibandingkan dengan data latih. Oleh karena itu, dapat diklasifikasikan ke dalam kelasnya secara akurat.

6. Skenario 6

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk memperoleh nilai akurasi dan waktu komputasi terhadap pengaruh parameter *hidden layer* pada LVQ. Dimana parameter *hidden layer* yang digunakan pada pengujian tahap ini adalah 10, 20, 30, 40, dan 50. Pada pengujian tahap ini digunakan parameter *cell size* 4x4, *block size* 4x4, dan bin 9 dan epoch = 2000

Tabel 3.6 Tabel Performansi Skenario 5

Hidden Layer	Akurasi	Waktu komputasi (s)
10	61,66%	0,1078
20	61,66%	0,1049
30	63,33%	0,1022
40	63,33%	0,1011
50	63,33%	0,1105

Dari hasil pengujian pada tabel 3.6 dapat dilihat bahwa nilai *hidden layer* mempengaruhi nilai akurasi dan waktu komputasi. Akurasi tertinggi dengan nilai waktu komputasi terbaik didapat pada parameter *hidden layer* 50 yaitu 63,33 % dengan waktu komputasi tercepat yaitu 0,1022 detik pada *hidden layer* 20.

4. Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Perancangan sistem untuk mendeteksi usia manusia menggunakan metode *Histogram Of Oriented Gradient* dan klasifikasi LVQ telah berhasil mendeteksi usia manusia dalam 3 kelas yaitu anak-anak pada rentang usia 6-11 tahun, remaja pada rentang 12-25 tahun, dan dewasa pada rentang usia 26-60 tahun.
2. Perancangan sistem untuk mendeteksi usia manusia menggunakan metode *Histogram Of Oriented Gradient* dan klasifikasi LVQ menghasilkan performansi yang baik dengan akurasi yang dihasilkan oleh sistem yaitu 68,33% dan dengan waktu komputasi tercepat 0.0305 detik.
3. Hasil pengolahan citra pada deteksi usia menggunakan metode HOG dan klasifikasi LVQ dengan akurasi tertinggi 68,33% dan waktu komputasi tercepat 0,0305 detik pada *cell size* 4x4, *block size* 4x4, bin 9, *hidden layer* 50 dan *epoch* = 2000.

Daftar Referensi

- [1] J. NELSON, STANLEY. 2003. *WHEELER'S Dental Anatomy, Physiology, and Occlusion*. Las Vegas: Nevada: School of Dental Medicine University of Nevada
- [2] A. S, Panchbhai. 2011. *Dental radiographic indicators, a key to age estimation*. Dentomaxillofacial Radiology
- [3] Groszman, Ilmu Endodontik dalam Praktek, Jakarta: EGC, 1995.
- [4] Walton, & Torabinajed. (2003). *Prinsip dan Praktik Ilmu Endodonsia* (3rd ed.). Jakarta: EGC.
- [5] Garg, N. G. (n.d.). Textbook of Endodontics. 2nd edition. New Delhi: Jaypee Brothers Medical Publishers (P) Ltd., 2010.
- [6] Putra, D. (2010). *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: CV. Andi Offset.
- [7] C. Solomon and T. Breckon, Fundamentals of Digital Image Processing, 1st ed. John Wiley & Sons, Ltd, 2011.
- [8] RD. Kusumanto, Alan Novi Tomponu. 2011. *Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatam Algoritmik*. Palembang. Politeknik Negri Sriwijaya
- [9] Munir, Rinaldi. 2012. *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung : Penerbit Informatika
- [10] D. Putra, Sistem Biometrika : Konsep Dasar, Teknik Analisis Citra, dan Tahapan Membangun Aplikasi Sistem Biometrika, Yogyakarta: Andi, 2009.
- [11] Dalal, N. and Triggs, B. "Histogram of Oriented Gradient for Human Detection," *Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, 2005.
- [12] Smrithi D. Coronal Pulp biomarker : A lesser known age estimation modality. *Journal of Indian Academy of Oral Medicine & Radiology* 2014. p 398-6
- [13] R. Munir, *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Bandung, 2004.
- [14] C. Li, L. Guo and Y. Hu, "A New Method Combining HOG and Kalman Filter for Video-based Human Detection and Tracking".
- [15] S. Guzman, "Car Detection Methodology in Outdoor Environment Based on Histogram of Oriented Gradient (HOG) and Support Vector Machine (SVM)".
- [16] F. Irawan, "Deteksi Mobil pada Citra Digital Menggunakan C-HOG dan Support Vector Machine," Palembang, 2015.
- [17] T.Sutojo, Kecerdasan Buatan, Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2011.