

DETEKSI TEPI DAN LVQ UNTUK KLASIFIKASI BENTUK WAJAH

EDGE DETECTION AND LVQ FOR FACE SHAPE CLASSIFICATION

Ihsan Budi Purwono¹, Raditiana Patmasari, S.T., M.T.², R Yunendah Nur Fuadah, S.T., M.T.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹ihsanbudi.p@gmail.com ²raditiana@telkomuniversity.co.id ³yunendah@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Bentuk wajah dapat digunakan untuk mengetahui beberapa hal seperti bentuk kacamata atau untuk mengetahui riasan wajah yang cocok. Bentuk wajah juga dapat digunakan untuk observasi kebiasaan, psikologi maupun kesehatan seseorang. Maka dari itu ingin dibuat sistem deteksi dan klasifikasi bentuk wajah yang dapat membantu masyarakat dan juga diharapkan dapat menambah fitur untuk pendeteksian bentuk wajah yang berfungsi menambah akurasi sistem deteksi wajah. Untuk mewujudkan sistem ini dipilih menggunakan bantuan metode *Learning Vector Quantization* sebagai klasifikasi kelasnya dan ekstraksi ciri F-SIFT (*Flip Scale-Invariant Fourier Transform*). Pengujian dilakukan dengan 45 data latih dan 45 data uji dan didapatkan nilai akurasi rata-rata untuk citra uji dirotasi, dimiringkan dan dirubah skala berturut-turut adalah sebesar 48.15%, 41.11% dan 85.93%.

Kata kunci : Bentuk Wajah, *Learning Vector Quantization*, *Flip Scale-Invariant Fourier Transform*

Abstract

Facial shape can be used to know lot of things like the form of glasses or to find the appropriate facial makeup. Facial shape can also be used for observation of habits, psychology and health of a person. Therefore the writer wanted to create a system detection and classification of face shape that can help the community and also expected to add features to detect facial shape that aims to increase the accuracy of face detection system. The selected method is using Learning Vector Quantization as its classification and Flip Scale-Invariant Fourier Transform (F-SIFT) for the feature extraction. In this simulation will use the face image and will be taken the edge of the face using the Landmark Facial and Canny edge detection. The last process is compared to the shape of a person's face in a database that has been created before. Tests were carried out with 45 training data and 45 test data and average accuracy values obtained for rotated, tilted and modified scales for test images were 48.15%, 41.11% and 85.93% respectively.

Keywords : *Face Shape, Learning Vector Quantization, Flip Scale-Invariant Fourier Transform*

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Bentuk wajah adalah bentuk bagian depan kepala seseorang. Mengetahui bentuk wajah memiliki beberapa kegunaan yaitu dapat mengetahui bentuk kacamata yang cocok atau berguna untuk gaya hidup seperti riasan yang cocok ataupun rambut. Bentuk wajah juga dapat digunakan untuk observasi kebiasaan, psikologi maupun kesehatan seseorang. Maka dari itu ingin dibuat sistem deteksi dan klasifikasi bentuk wajah. Deteksi bentuk wajah juga dapat digunakan untuk menambahkan fitur deteksi wajah yang diharapkan dapat menambah akurasi sistem.

Oleh karena itu untuk membantu sistem pengenalan wajah yang lebih akurat akan dilakukan penelitian berupa sistem deteksi dan klasifikasi bentuk wajah menggunakan ekstraksi ciri dan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk klasifikasi kelas dan *Flip Scale-Invariant Fourier Transform* (F-SIFT) untuk proses ekstraksi cirinya

2. Dasar Teori

2.1 Citra Digital

Citra digital adalah gambar dua dimensi yang dapat ditampilkan pada layar monitor komputer sebagai himpunan berhingga (diskrit) nilai digital yang disebut Pixel (*picture elements*). Pixel adalah elemen citra digital yang memiliki nilai yang menunjukkan intensitas warna.

Berdasarkan cara penyimpanan atau pembentukannya, citra digital dapat dibagi menjadi dua jenis, jenis pertama adalah citra digital yang dibentuk oleh kumpulan pixel dalam array dua dimensi. Citra jenis ini disebut

citra bitmap (*bitmap image*) atau citra raster (*raster image*). Jenis citra yang kedua adalah citra yang dibentuk oleh fungsi-fungsi geometri dan matematika. Jenis citra ini disebut grafik vektor (*vector graphic*).

2.2 Bentuk Wajah

Secara umum morfologi tipe wajah dipengaruhi oleh bentuk kepala, jenis kelamin, dan usia. Walaupun bentuk wajah setiap orang berbeda, seseorang mampu mengenal ribuan wajah karena ada kombinasi unik dari kontur nasal, bibir, rahang, dan sebagainya yang memudahkan seseorang untuk mengenal satu sama lain. Bagian-bagian yang dianggap mempengaruhi wajah adalah tulang pipi, hidung, rahang atas, rahang bawah, mulut, dagu, mata, dahi, dan supraorbital.

Bentuk wajah menurut jurnal *Do Skin Color, Facial Shape, and Facial Width to Height Ratio (fWHR) play a role in Black Male Facial Evaluation?* dibagi menjadi 10 dengan nilai-nilai karakteristik pada tiap wajah sebagai berikut :

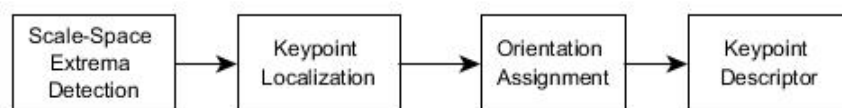
Tabel 2.1 Nilai rata-rata dimensi pada 10 bentuk wajah

Wajah	Panjang wajah	Lebar tulang pipi	Lebar mulut	Lebar dahi	Lebar mata	Ketinggian tulang pipi	Lebar pipi	Lebar ujung hidung	Panjang dagu
Elips	20.88	13.88	12.30	.25	.19	.08	.59	.17	.21
Oval	19.15	13.95	10.70	.25	.19	.17	.56	.15	.19
Oval Terbalik	20.40	14.08	12.35	.25	.23	.08	.34	.13	.16
Bundar	17.52	14.50	13.03	.19	.18	.08	.74	.16	.21
Kotak	19.65	14.33	13.53	.23	.20	.04	.69	.14	.16
Quadrat ic	17.75	14.00	13.00	.24	.23	.06	.75	.16	.20
Rhombi c	19.98	13.95	10.48	.26	.22	.17	.52	.18	.16
Trapezi um	16.45	12.75	13.63	.26	.21	-.01	.83	.12	.20
Trapesi um Terbalik	17.75	14.15	12.70	.31	.22	.08	.72	.16	.19
Pentago nal	19.77	13.75	12.43	.28	.21	-.07	.64	.14	.15

2.3 F-SIFT

SIFT (Scale-invariant feature transform) adalah sebuah algoritma computer vision yang berfungsi untuk mendeteksi dan mendeskripsikan fitur lokal gambar. Algoritma SIFT dikembangkan oleh David Lowe pada tahun 2004 untuk ekstraksi ciri dari gambar graylevel. Aplikasi dari SIFT antara lain: object recognition, robotic mapping, 3D modelling, image stiching, dll.

Secara umum algoritma SIFT melakukan 4 proses sebagai berikut:



Gambar 2.1 Algoritma SIFT

SIFT tidak dapat melakukan deteksi pada objek yang dibalik maka ditambahkan fitur sehingga menjadi F-SIFT.

2.4 Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah metoda klasifikasi pola yang terawasi (*supervised*). Vektor input tersebut akan dikelompokkan dalam kelas yang sama. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Jika dua vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama. Setelah pembelajaran, lapisan LVQ membagi vektor input dengan penempatan lapisan LVQ ke kelas yang sama sebagai unit output yang mempunyai vektor bobot (vektor referensi) terdekat dengan vektor input. Arsitektur jaringan syaraf LVQ pada dasarnya sama dengan Kohonen *Self Organizing Map* (tanpa suatu struktur yang diasumsikan untuk output). Jaringan syaraf tiruan LVQ terdiri dari *layer* input, *layer* kompetitif (*Layer* tersembunyi, *hidden layer*) dan *layer* output seperti yang terlihat pada masing-masing output mempunyai kelas yang telah diketahui.

Model persamaan untuk LVQ adalah seperti berikut ini :

Pemetaan F_1

$$y_1 = 1; |x - w_1| < |x - w_2| \tag{2.1}$$

$$y_1 = 0; |x - w_1| > |x - w_2| \tag{2.2}$$

Demikian pula dengan F_2 akan memetakan Y_{in2} ke y_2

Pemetaan F_2

$$y_2 = 1; |x - w_2| < |x - w_1| \tag{2.3}$$

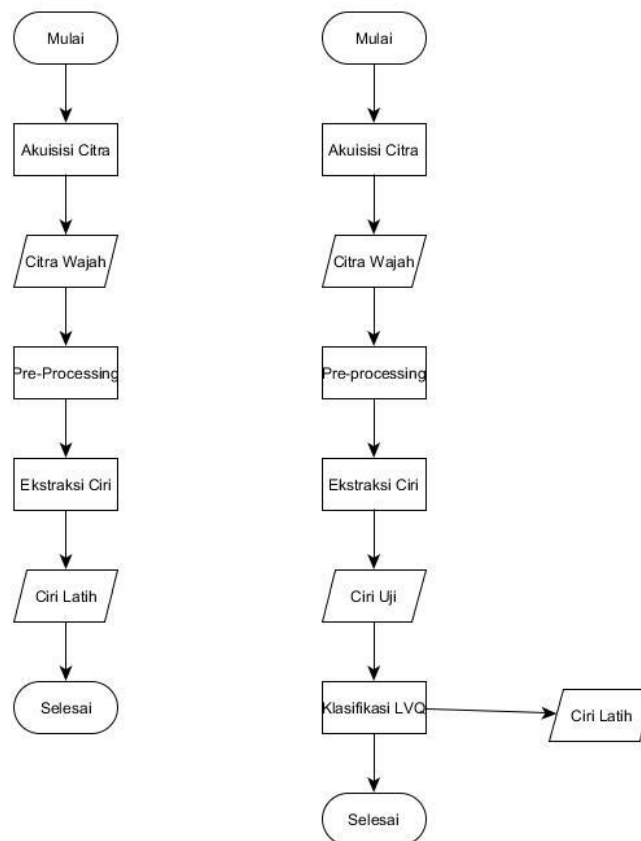
$$y_2 = 0; |x - w_2| > |x - w_1| \tag{2.4}$$

2.5 Perancangan Sistem

Secara umum proses klasifikasi bentuk wajah dilakukan dalam satu tahap umum, yaitu tahap identifikasi. Proses akuisisi citra dilakukan dengan kamera *handphone* biasa. Pengambilan citra latih masing-masing 10 (sepuluh) buah dari setiap jenis bentuk wajah.



Gambar 2.2 Diagram Blok Sistem



Gambar 2.3 Flowchart Sistem

Kemudian setelah mendapatkan data latih dan data uji, maka tahap kedua adalah membuat *database* sebagai dasar sistem klasifikasi bentuk wajah menggunakan data latih yang diperoleh. *Flowchart* sistme dapat dilihat pada gambar 2.3. Melalui *flowchart database* dapat dilihat bahwa pembuatan *database* melewati tahap *preprocessing*. Pada tahap *preprocessing* ini gambar akan diresize menjadi ukuran 600:800 dan ditentukan wilayah wajah yang ingin dideteksi menggunakan boundary box. Setelah itu dilakukan perubahan piksel menjadi citra grayscale. Ekstraksi ciri dilakukan menggunakan metode F-SIFT yang nantinya akan menghasilkan ciri gambar. Kemudian cirinya dikelompokkan sesuai dengan bentuk wajah dalam *database*. *Database* yang dibuat inilah yang akan menjadi dasar dalam proses klasifikasi ini.

Tahap yang berikutnya adalah tahap klasifikasi. Pada tahap ini akan ditentukan jenis bentuk wajah dari data uji. *Flowchart* dari proses klasifikasi bentuk wajah ini dapat dilihat pada gambar 2.3. Dari *flowchart* klasifikasi dapat dilihat bahwa proses klasifikasi bentuk wajah melewati tahap *preprocessing* dan ekstraksi ciri persis seperti saat membuat *database*. Klasifikasi menggunakan metode *Learning Vector Quantization* dipakai untuk mencari data dengan nilai ciri paling dekat dengan data uji dengan menggunakan informasi ciri dari *database* yang telah dibuat, baru kemudian mendapatkan informasi berupa jenis bentuk wajah dari data uji yang digunakan.

3. Pengujian Sistem

3.1 Pengujian LVQ dengan berbagai parameter dalam sistem LVQ dan F-SIFT yang berbeda.

Pengujian dilakukan pada parameter LVQ (net dan epoch) dan parameter F-SIFT(set of samples, descriptor array, patch size, sigma edge dan ukuran input matriks dengan tujuan untuk nilai performansi data latih LVQ yang terbaik.

Tabel 3.1 Pengujian Parameter Net dan Epoch

Net	Epoch	Performansi	Epoch Terbaik
10	100	0.119	21
10	300	0.119	97
10	500	0.0741	114
10	1000	0.119	36
25	500	0.104	83
50	500	0.119	166
75	500	0.0593	223

Tabel 3.2. Pengujian Parameter Set of Samples dan Descriptor Array

Set of Samples	Descriptor Array	Performance	Epoch Terbaik
8	4	0.0593	223
16	4	0.104	127
32	4	0.0444	328
64	4	0.133	187
32	2	0.0889	276
32	4	0.0444	328
32	8	0.0593	372
32	16	0.0741	329

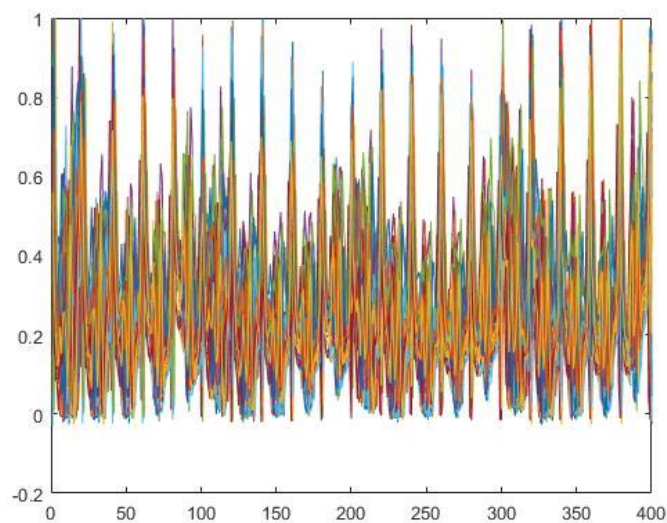
Tabel 3.3. Pengujian Parameter Patch Size dan Sigma Edge

Patch Size	Sigma Edge	Performansi	Epoch Terbaik
4	0.8	0.0593	410
8	0.8	0.0741	479
16	0.8	0.0444	209
32	0.4	0.0593	202
32	0.8	0.0444	209

32	1.2	0.0593	143
32	2.4	0.0593	185

Tabel 3.4 Parameter Pengujian Input Matriks

Input	Performansi	Epoch
20x20	0.0444	21
30x30	0.0741	138
40x40	0.0889	122
50x50	0.0889	441
60x60	0.0593	254
70x70	0.0741	69



Gambar 3.1 Plot Ekstraksi Ciri F-SIFT

Pengujian dilakukan secara bertahap dengan urutan tahapannya adalah pengujian epoch, net, set of samples, descriptor array, patch size, sigma edge dan input matriks. Setelah dilakukan pengujian, didapatkan nilai parameter untuk performance terbaik adalah 1000 epoch, 75 net, 32 set of samples, 4 descriptor array, 32 patch size, 0.8 sigma edge dan input matriks 20x20. Representasi data ekstraksi ciri F-SIFT secara grafik dapat dilihat pada gambar 3.1 grafik dengan sumbu horizontal dan vertikal menandakan ukuran matriks dan satu data dilambangkan dengan satu warna yang unik.

3.2 Akurasi Sistem

Untuk mendapatkan akurasi sistem, pengujian sistem dilakukan dengan citra uji dirotasi, dimiringkan dan dirubah skalanya.

Tabel 3.4 Akurasi Citra Uji Dirotasi 90°

Tipe	Bundar	Kotak	Oval	Akurasi
Bundar	7	7	1	46.67%
Kotak	5	7	3	46.67%
Oval	10	0	5	33.33%

Tabel 3.5 Akurasi Citra Uji Dirotasi 180°

Tipe	Bundar	Kotak	Oval	Akurasi
Bundar	7	7	1	46.67%
Kotak	3	9	3	60.00%
Oval	3	6	6	40.00%

Tabel 3.6 Akurasi Citra Uji Dirotasi 270°

Tipe	Bundar	Kotak	Oval	Akurasi
Bundar	8	4	3	53.33%
Kotak	4	9	2	60.00%
Oval	3	5	7	46.67%

Tabel 3.7 Akurasi Citra Miring Kiri

Tipe	Bundar	Kotak	Oval	Akurasi
Bundar	3	2	10	20.00%
Kotak	1	8	6	53.33%
Oval	2	6	7	46.67%

Tabel 3.8 Akurasi Citra Miring Kanan

Tipe	Bundar	Kotak	Oval	Akurasi
Bundar	4	2	9	26.67%
Kotak	1	9	5	60.00%
Oval	0	7	8	53.33%

Tabel 3.9 Akurasi Citra Skala 0.5

Tipe	Bundar	Kotak	Oval	Akurasi
Bundar	14	1	0	93.33%
Kotak	1	13	1	86.67%
Oval	2	2	11	73.33%

Tabel 3.10 Akurasi Citra Skala 2.0

Tipe	Bundar	Kotak	Oval	Akurasi
Bundar	13	2	0	86.67%
Kotak	1	12	2	80.00%
Oval	1	0	14	93.33%

Tabel 3.11 Akurasi Citra Skala 4.0

Tipe	Bundar	Kotak	Oval	Akurasi
Bundar	12	2	0	86.67%
Kotak	1	12	2	80.00%
Oval	1	0	14	93.33%

Akurasi untuk citra uji dirubah skalanya mampu dengan tepat mengklasifikasikan bentuk wajah. Namun, untuk citra yang dirotasi dan dimiringkan akurasi paling baik adalah 60% . Pada tabel juga didapatkan untuk citra dirotasi, citra lebih condong terdeteksi sebagai bentuk wajah kotak. Sedangkan untuk citra dimiringkan, citra lebih condong terdeteksi sebagai bentuk wajah oval.

3.3 Analisis Sistem

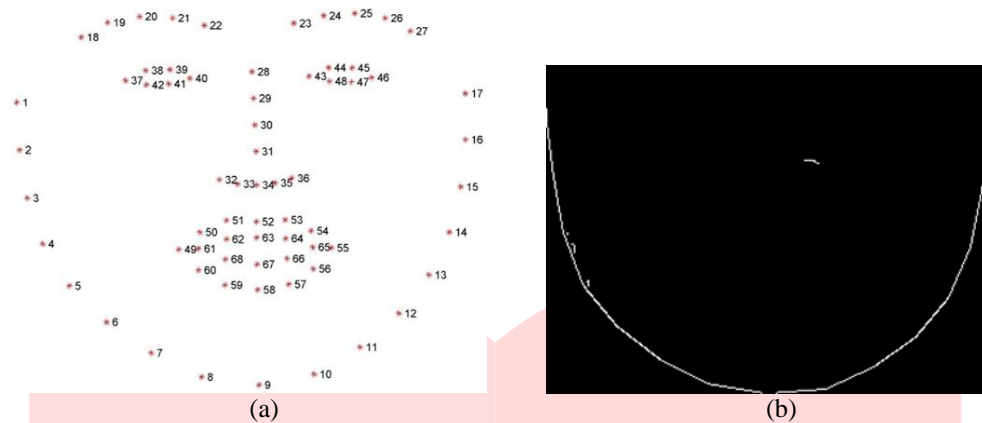
Akurasi keseluruhan sistem dari pengujian yang dilakukan dapat dilihat pada tabel 4.7..

Tabel 3.12. Akurasi keseluruhan sistem.

Jenis	Akurasi
Citra Uji Dirotasi	64,29 %
Citra Uji Dimiringkan	61,90 %
Citra Uji Dirubah Skalanya	69,05 %

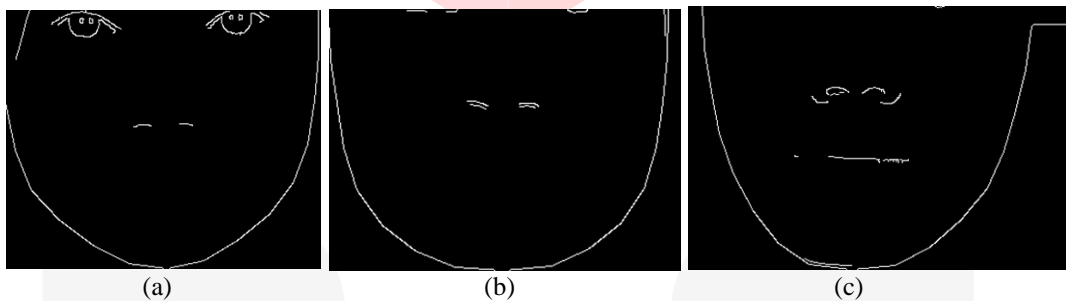
Faktor-faktor yang dapat menyebabkan turunnya performansi sistem dan mengakibatkan *error* pada klasifikasi ini adalah sebagai berikut:

- 1.) Pengambilan data yang kurang akurat. Masalah pertama terjadi saat pengumpulan data, baik untuk data uji maupun data latih. Penghitungan dimensi wajah yang kurang akurat baik yang disadari maupun tidak menyebabkan pengelompokkan bentuk wajah kurang sesuai. Padahal pengelompokkan ini akan menjadi masukan untuk data latih pada sistem.
- 2.) Proses *preprocessing* yang kurang optimal. Masalah kedua yang terdapat pada klasifikasi ini ialah kurang lengkapnya fitur yang dapat diambil sehingga menyebabkan kurangnya ciri yang dapat diambil.



Gambar 3.2 (a) Dlib Facial Landmark (b) Hasil dari proses pengujian

- 3.) Perbedaan yang sangat kecil antara kelas satu dengan yang lainnya. Masalah ketiga terdapat pada perbedaan yang kecil antar bentuk wajah pada representasi citra setelah *preprocessing*.



Gambar 3.2 (a) Bentuk Wajah Bundar (b) Bentuk Wajah Kotak (c) Bentuk Wajah Oval

4 Kesimpulan

Kesimpulan yang bisa didapatkan dari simulasi klasifikasi bentuk wajah menggunakan metode ekstraksi ciri *SIFT* dan klasifikasi learning vector quantization adalah sebagai berikut:

- 1) Metode klasifikasi LVQ dapat digunakan pada sistem klasifikasi bentuk wajah ini.
- 2) Parameter LVQ mendapatkan nilai performance terbaik pada nilai epoch 1000 dan net (hidden layer) 75.
- 3) Parameter F-SIFT mendapatkan nilai performansi terbaik pada set of samples 32 dan 4 descriptor array.
- 4) Parameter patch size, sigma edge dan ukuran input matriks pada F-SIFT tidak begitu berpengaruh pada nilai performansi.
- 5) Akurasi sistem rata-rata untuk citra uji dirotasi, dimiringkan dan dirubah skalanya berturut-turut adalah 48.15 %, 41.11%, dan 85.93 %.
- 6) Metode ekstraksi ciri F-SIFT menghasilkan akurasi yang baik dan stabil pada citra yang dirubah skalanya. Namun tidak pada citra yang dirotasi dan dimiringkan..
- 7) Kondisi pengambilan data sangat berpengaruh pada perancangan algoritma dan data latih sistem.

Daftar Pustaka

- [1] Astuti F., 2013, Pengolahan Citra Digital, Penerbit ANDI, Yogyakarta.
- [2] Awcock G.J. dan Thomas R., 2016, Applied image processing, McGraw-Hill, 1996, Singapore.
- [3] Candramila W., Sumarsono S. H., Suryobroto B., Moeis M.R., 2014. Face Shape Variation Among Sundanese People from Western Java, Indonesia, HAYATI Journal of Biosciences, January 2015, Vol. 22 No. 1, <http://journal.ipb.ac.id/index.php/hayati>, DOI: 10.4308/hjb.22.1.34, diakses pada tanggal 3 Juli 2018.
- [4] Chen Qin Ran, Wai-kuem Cham, Kar-kin Lee, 1999, Chin Contour Estimation For Face Recognition. Chinese University of Hong Kong, <https://ieeexplore.ieee.org/document/1201793/metrics?part=1>, diakses pada tanggal 6 juni 2016.
- [5] Heranurweni S, 2010, Pengenalan Wajah Menggunakan Learning Vector, Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi 2010, Fakultas Teknik Universitas Wahid Hasyim Semarang, Semarang,
- [6] Lowe DG., 2004. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, University of British Columbia, Canada.

- [7] Marvin C.W., Prijono, Agus, 2007, Pengolahan Citra Digital Menggunakan Matlab Image Processing Toolbox, Bandung : Informatika.
- [8] Noname, 2011, judul ???, Repository USU. <http://repository.usu.ac.id/bitstream/handle/123456789/37835/Chapter%20II.pdf?sequence=4>, diakses pada 4 Oktober 2017.
- [9] Raya Ilham Pratama.2016. Rekognisi Logo Pada Tanda Nomor Kendaraan Bermotor Non Sipil Menggunakan Metode Learning Vector Quantization. Fakultas Teknik Elektro Telkom University. Bandung.
- [10] Ramadhan Gilang, Esmeralda Contessa D, Tedjo Darmanto, 2016, Klasifikasi Identitas Wajah Untuk Otorisasi Menggunakan Deteksi Tepi dan LVQ, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI), <http://journal.uui.ac.id/Snati/article/view/6254>, Universitas Jendral Ahmad Yani, Bandung,
- [11] Torrance J.S., Wincenciak J., Hahn A.C., DeBruine L.M., Benedict C., Jones B.C., 2014, The Relative Contributions of Facial Shape and Surface Information to Perceptions of Attractiveness and Dominance. University of Glasgow. United Kingdom.
- [12] Wade T.J., Reminger L.A., 2016, Do Skin Color, Facial Shape, and Facial Width to Height Ratio (fWHR) play a role in Black Male Facial Evaluation?, *EvoS Journal: The Journal of the Evolutionary Studies Consortium*, <http://evostudies.org/evos-journal/about-the-journal/>, diakses pada tanggal 2 Juli 2018.