

PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)

S. Heranurweni
Jurusan Teknik Elektro Universitas Semarang

Abstrak

Pemakaian identifikasi biometrik dapat dijadikan sebagai suatu alternatif untuk pengamanan sistem. Identifikasi biometrik didasarkan pada karakteristik alami manusia, yaitu karakteristik fisiologis dan karakteristik perilaku seperti wajah, sidikjari, suara, telapak tangan, iris dan retina mata, DNA, dan tandatangan. Identifikasi biometrik memiliki keunggulan dibanding dengan metode konvensional dalam hal tidak mudah dicuri atau digunakan oleh pengguna yang tidak berwenang karena pengidentifikasian yang digunakan adalah hal-hal yang hanya dimiliki orang tersebut dan tidak mungkin sama dengan orang lain atau dimiliki oleh orang lain.

Proses pengenalan menggunakan metode Learning Vector Quantization (LVQ). Dalam menganalisa menggunakan prioritas (peringkat) hasil dari LVQ. Adapun urutan algoritma sistem ini adalah segmentasi wajah, mencari bentuk deret dengan algoritma pembelajaran dengan Learning Vector Quantization (LVQ).

Metode untuk menganalisa hasil LVQ adalah dengan cara melakukan prosentase terbanyak dari hasil pencarian jarak terdekat terhadap bobot yang telah tersimpan dalam proses learning. Sistem kecerdasan buatan LVQ termodifikasi mampu mendeteksi secara baik apakah pada data citra tersebut dikenali atau tidak. Tingkat ketepatan sistem LVQ setelah dilakukan beberapa kali proses learning (setiap gambar dilakukan 2 kali proses learning) adalah 88,67% benar.

Kata kunci : *Pengenalan wajah, PCNN, LVQ*

Pendahuluan

Pemakaian identifikasi biometrik dapat dijadikan sebagai suatu alternatif untuk pengamanan sistem. Identifikasi biometrik didasarkan pada karakteristik alami manusia, yaitu karakteristik fisiologis dan karakteristik perilaku seperti wajah, sidikjari, suara, telapak tangan, wajah dan retina mata, DNA, dan tandatangan. Identifikasi biometrik memiliki keunggulan dibanding dengan metode konvensional dalam hal tidak mudah dicuri atau digunakan oleh pengguna yang tidak berwenang karena pengidentifikasian yang digunakan adalah hal-hal yang hanya dimiliki orang tersebut dan tidak mungkin sama dengan orang lain atau dimiliki oleh orang lain. Dalam teknologi informasi, biometrik biasanya merujuk kepada teknologi untuk mengukur dan menganalisis karakteristik tubuh manusia seperti sidik jari, retina, mata, pola suara dan pola wajah yang terutama sekali digunakan untuk proses otentifikasi.

Pengenalan wajah manusia adalah salah satu bidang penelitian penting dengan banyak aplikasi yang dapat menerapkannya. Penelitian terhadap pengenalan wajah manusia sudah banyak dilakukan dengan kelebihan dan kekurangan tertentu. Hal ini disebabkan karena wajah manusia mempresentasikan sesuatu yang kompleks, sehingga untuk mengembangkan model komputasi yang ideal untuk pengenalan wajah manusia adalah sesuatu hal yang sulit. Pengenalan wajah manusia mendapatkan banyak perhatian beberapa tahun terakhir ini, hal ini karena banyak aplikasi yang menerapkannya, antara lain dalam pengamanan gedung, alat identifikasi, ATM, *Tele-Conference*, alat bantu dalam pelacakan pelaku kriminal dan lain-lain. Ada banyak teknik pengenalan wajah yang dapat dipakai, maka dalam penelitian ini dibuat suatu metode pengenalan dengan *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

Tinjauan Umum Sistem Pengenalan Wajah

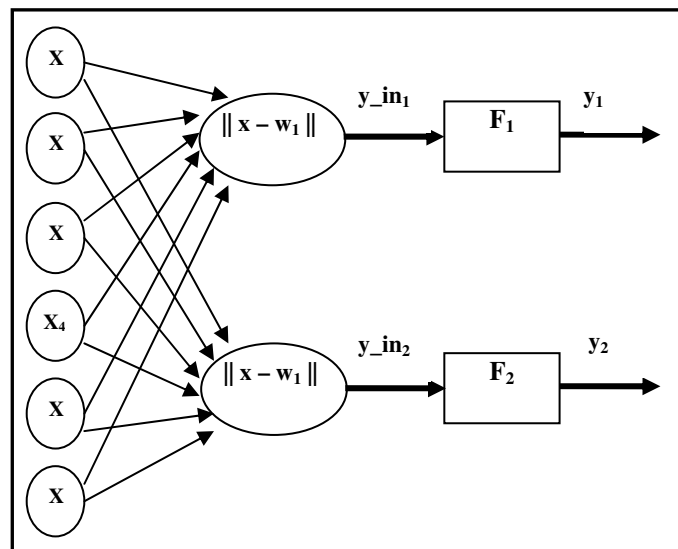
Teknologi pengenalan wajah semakin banyak diaplikasikan dalam sistem pengenalan biometrik, pencarian dan pengindeksan database citra dan video digital, sistem keamanan, konferensi video, dan interaksi manusia dengan komputer. Pendeteksian wajah (*face detection*) merupakan salah satu tahap awal yang sangat penting sebelum dilakukan proses pengenalan wajah (*face recognition*).

Wajah sebagai salah satu yang dapat digunakan sebagai identifikasi seseorang, telah banyak digunakan sebagai pengenal bagi seseorang sebagai contoh narapidana atau buron agar mudah dapat dilacak keberadaannya dalam bentuk berbagai rupa. Wajah manusia merupakan objek dinamik yang memiliki tingkat variabilitas yang tinggi. Berbagai metode telah diperkenalkan oleh para peneliti dan ilmuwan mengenai cara untuk mengenali wajah dengan benar. Hal ini membuat sistem pengenalan wajah yang memanfaatkan komputer merupakan sistem yang tidak sederhana [1].

Pada dasarnya, sistem pengenalan wajah tiga dimensi merupakan sistem pendeteksian untuk menentukan wajah seseorang dengan cara membandingkan sebuah citra wajah dengan model-model wajah yang telah disimpan sebelumnya. Teknik-teknik pengenalan wajah yang dilakukan selama ini banyak yang menggunakan asumsi bahwa data wajah yang tersedia memiliki ukuran yang sama dan latar belakang yang seragam. Di dunia nyata, asumsi ini tidak selalu berlaku karena wajah dapat muncul di dalam citra dengan berbagai ukuran, berbagai posisi, dan latar belakang yang bervariasi.

Learning Vector Quantization (LVQ)

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah metoda klasifikasi pola yang terawasi (*supervised*). vektor input tersebut akan dikelompokkan dalam kelas yang sama [3]. Jaringan *Learning Vector Quantization* (LVQ) ini memang mirip dengan jaringan yang telah dikembangkan oleh Prof. Teuvo Kohonen pada tahun 1982.



Gambar 1. Arsitektur Jaringan LVQ (6 input dan 2 cluster)

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 *Learning Vector Quantization* (LVQ) membagi vektor input dengan penempatan

lapisan *Learning Vector Quantization* (LVQ) ke kelas yang sama sebagai unit output yang mempunyai vektor bobot (vektor referensi) terdekat dengan vektor input.[3]

Arsitektur jaringan syaraf *Learning Vector Quantization* (LVQ) pada dasarnya sama dengan *Kohonen Self Organizing Map* (tanpa suatu struktur yang diasumsikan untuk output). Jaringan syaraf tiruan *Learning Vector Quantization* (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.

Algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ).

Pemrosesan yang terjadi pada setiap neuron adalah mencari jarak antara suatu vektor input terhadap bobot yang bersangkutan (w_1 dan w_2) [3]. Bobot w_1 adalah vektor yang menghubungkan setiap neuron pada lapisan input ke neuron pertama pada lapisan output, sedangkan w_2 adalah vektor bobot yang menghubungkan setiap neuron pada lapisan input ke neuron kedua pada lapisan output. Kemudian fungsi aktivasi F_1 akan memetakan Y_{in1} ke $y_1 = 1$ apabila $|x - w_1| < |x - w_2|$, dan $y_1 = 0$ jika sebaliknya $|x - w_1| > |x - w_2|$. Demikian pula dengan F_2 akan memetakan Y_{in2} ke $y_2 = 1$ apabila $|x - w_2| < |x - w_1|$, dan $y_2 = 0$ jika sebaliknya $|x - w_2| > |x - w_1|$.

Algoritma untuk *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah dengan mencari output yang terdekat dengan vektor input. Saat hampir berakhir, jika x dan w_c , termasuk untuk kelas yang sama, kemudian memindahkan bobot akhir ke vektor input baru; jika x dan w_c termasuk kelas yang berbeda kemudian memindahkan bobot yang jauh dari vektor input.

Penetapan yang digunakan adalah :

- x = Vektor pembelajaran
- T = Katagori atau kelas tepat untuk vektor pembelajaran
- w_j = Vektor bobot untuk output ke- j ($w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj}$)
- C_j = Kategori atau kelas yang ditunjukkan oleh output ke- j
- $\|x - w_j\|$ = Jarak Euclidian antara vektor input dan (vektor bobot untuk) output ke- j

Algoritmanya adalah :

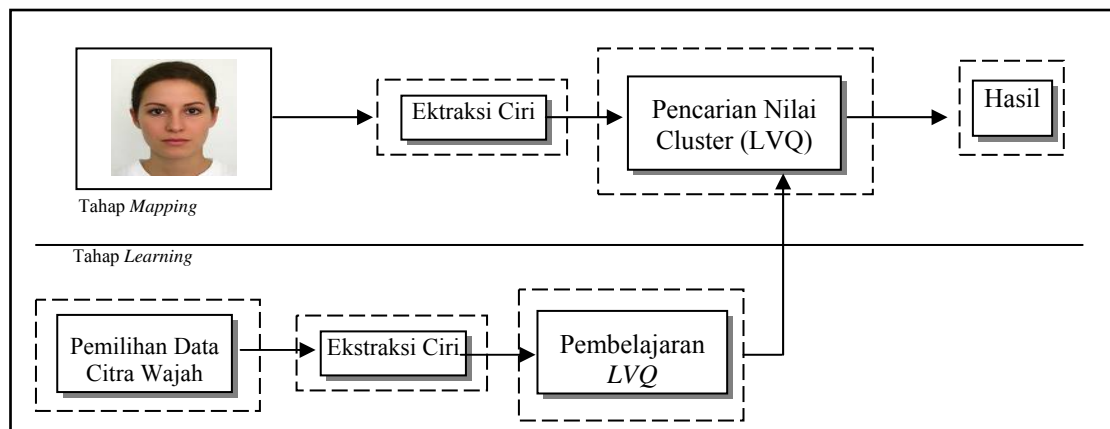
1. Menetapkan vektor referensi dan learning rate, $\alpha(0)$, bobot (w), maksimum epoch, error minimum yang diharapkan
2. Untuk masing-masing pembelajaran vektor training x melakukan langkah ke 3 dan 4.
3. Mencari J dimana $\|x - w_j\|$ adalah minimum
4. Update w_j dengan cara :
 Jika $T = C_j$ kemudian : $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha[x - w_j(\text{lama})]$
 Jika $T \neq C_j$ kemudian : $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha[x - w_j(\text{lama})]$
5. Mengurangi *learning rate*

Setelah proses pembelajaran *Learning Vector Quantization* (LVQ) maka langkah selanjutnya adalah proses pengambilan keputusan dari hasil output *Learning Vector Quantization* (LVQ). Pengambilan keputusan ini dilakukan hanya pada proses *mapping* (pengenalan). Pada dasarnya, tahapan ini hanya mencari jarak terdekat dengan perhitungan *euclidian* (jarak terdekat). Proses penentuan jarak tersebut, yaitu dengan mensimulasikan blok diagram input dari *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) yang berjumlah 6 data, kemudian di-*mapping*-kan dengan 2 cluster dari 2 orang yang telah tersimpan dari pembelajaran sebelumnya.

Proses Pengenalan Wajah

Pada tahap ini yang dilakukan adalah bagaimana mempersiapkan proses pengolahan citra sebelum dijadikan masukan pada bagian pelatihan dan bagian klasifikasi yaitu bagaimana memperoleh citra wajah, segmentasi wajah, menentukan ukuran piksel, dan membuat

pemodelan sinyal *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN). Pada sistem terdapat beberapa langkah untuk bisa menghasilkan sebuah citra yang siap dimasukkan pada tahap berikutnya karena data berasal dari wajah input. Ukuran citra yang digunakan adalah 640 x 480 piksel.



Gambar 2. Sistem Pengenalan Wajah

Proses pengenalan wajah dapat dibagi menjadi tiga bagian utama, yaitu proses awal (*preprocessing*), proses pelatihan (*learning*) dan untuk proses identifikasi wajah. Secara umum proses pengenalan wajah digambarkan oleh gambar 2.

Ada lima langkah yang dilakukan yaitu menangkap citra wajah baik langsung maupun tidak langsung, melakukan segmentasi atau deteksi wajah dengan cara melokalisasi wajah dari latar belakangnya, mengekstraksi ciri wajah dari region wajah yang sudah terdeteksi untuk mendapatkan template wajah, membandingkan template dengan template pada basis data wajah dan menunjukkan hasilnya.

Hasil segmentasi wajah tersebut digunakan sebagai data masukan dalam pembelajaran maupun pengenalan. Proses kedua pembelajaran dari database wajah dari hasil *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN). Kemudian dilanjutkan pengenalan, sehingga data masukan yang diidentifikasi dapat dikelompokkan dalam kelas yang sesuai. Hasil *mapping* tersebutlah yang menentukan proses identifikasi.

Proses segmentasi terdiri dari deteksi tepi citra. Tahapan awal proses segmentasi pada obyek wajah dari citra dilakukan pencarian tepi citra. Tepi citra yang dihasilkan diubah menjadi bentuk biner untuk memberi masukan ke *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN).

Pemodelan dari PCNN untuk Pembelajaran dan Pengenalan

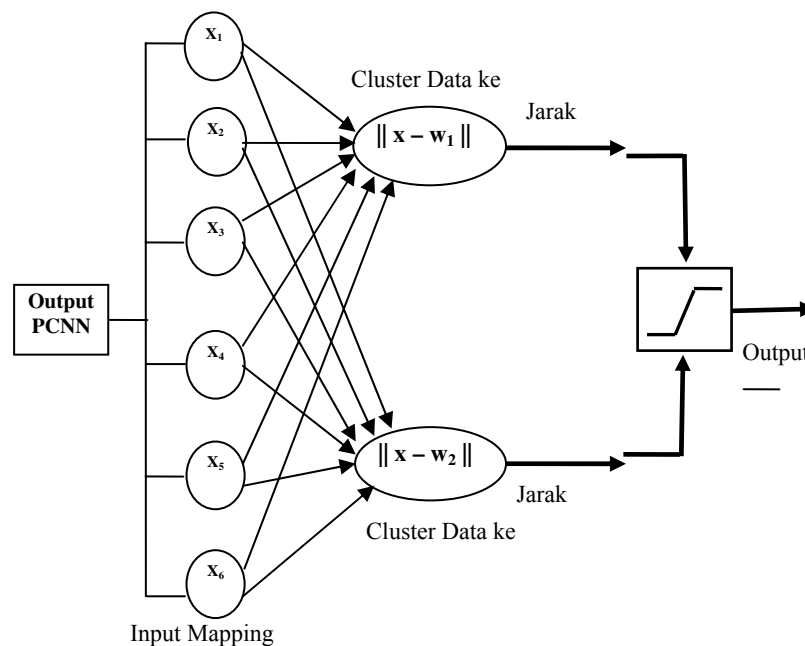
Setelah citra wajah yang dibutuhkan diperoleh, kemudian citra tersebut dihaluskan menggunakan algoritma *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN), yang dinamakan restorasi citra. Proses ini dimaksudkan untuk mengurangi random noise yang terdapat pada citra sehingga noise yang terapat pada citra dapat diminimalisasi dan hasil yang diinginkan dapat dicapai.

Proses selanjutnya adalah segmentasi citra, citra wajah dibagi-bagi menjadi bagian-bagian sesuai dengan yang diinginkan. Besarnya segmen atau bagian citra yang akan diproses tergantung pada besarnya nilai beta dan nilai penambahan nilai beta. Jika nilai beta yang diberikan terlalu besar, maka akan menyebabkan terjadinya *under segmentation* dan sebaliknya jika nilai beta yang diberikan terlalu kecil akan menyebabkan terjadinya *over segmentation*. Untuk menghasilkan citra sesuai yang diharapkan, maka penentuan nilai beta yang tepat sangat penting sekali.

Setelah proses segmentasi adalah proses pengenalan citra, yang berguna untuk mengenali dan mendeteksi bentuk citra masukan dan citra target. Citra target di sini merupakan citra yang benar-benar mudah dikenali. Sedangkan citra masukan berupa citra yang akan dibandingkan dengan citra target tersebut. Jika citra masukan atau citra yang akan dibandingkan mempunyai pola yang hampir sama dengan citra target, maka citra masukan dapat dikenali atau dianggap normal.

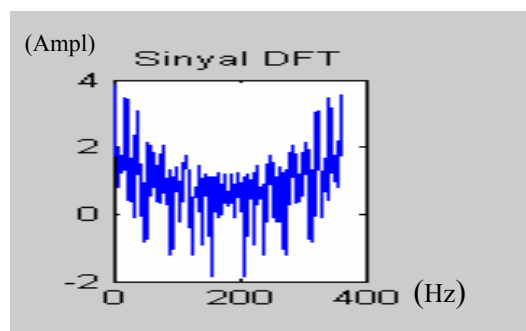
Tahap Pembelajaran

Untuk proses pembelajaran menggunakan metode *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Citra wajah masukan dilatih (dilatih) terlebih dahulu, melalui proses jaring syaraf tiruan *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) yaitu proses restorasi, segmentasi dan deteksi. Kemudian dilanjutkan dengan proses jaring syaraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) setelah keluaran dari *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) dinormalisasi terlebih dahulu.



Gambar 4. Arsitektur Proses Identifikasi

Hasil dari tahap pembelajaran adalah bobot dari citra wajah pembelajaran. Bobot akan disimpan untuk digunakan dalam tahap pengenalan. Keluaran dari *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) berupa pulsa (sinyal DFT), contoh gambar sinyal DFT dari *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) pada gambar 5. dibawah.



Gambar 5. Sinyal DFT dari PCNN

Input dari jaring syaraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan output dari normalisasi nilai *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN). Hasil dari tahap

pembelajaran adalah bobot dari tiap kategori, dimana bobot tersebut akan disimpan dalam suatu file untuk digunakan dalam tahap pengenalan.

Tahap Pengenalan

Proses pengenalan menggunakan dua metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Dalam menganalisa menggunakan prioritas (peringkat) hasil dari *Learning Vector Quantization* (LVQ). Adapun urutan algoritma sistem ini adalah segmentasi wajah, mencari bentuk deret dengan algoritma *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) serta pembelajaran dengan *Learning Vector Quantization* (LVQ).

Untuk menyederhanakan masukan jaring syaraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) sebagai *classifiernya*, diperlukan pentransformasian dari citra yang mengandung fitur local menjadi deret berdimensi 1 (D-1) dengan menggunakan *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN).

Analisa Hasil Pengenalan



Gambar 6. Tampilan Awal Simulasi

Pengujian pada sistem yang dibuat dilakukan dengan memberikan masukan berupa citra wajah yang telah disegmentasi sehingga diperoleh hanya bentuk wajah dalam bentuk JPEG. Hasil wajah yang telah terdeteksi akan diseleksi untuk keperluan pengenalan (*mapping*).

Adapun untuk citra wajah sebagai masukan yang ideal adalah sebagai berikut:

1. Obyek masukan citra wajah yang tersegmentasi dengan baik, artinya citra tersebut dapat disegmentasi dengan baik, sehingga diperoleh citra wajah yang tanpa noise.
2. Obyek masukan citra wajah harus memiliki pencahayaan yang ideal, artinya pencahayaan tidak boleh terlalu gelap dan tidak terlalu terang.

Dengan menggunakan analisa prioritas kelas-kelas (*cluster*) *Learning Vector Quantization* (LVQ) dari setiap masukan, maka dicari nilai prosentase dari masing-masing prioritas untuk tingkat keberhasilan pengenalan wajah sebagai kesimpulan hasil akhir dari sistem.

Implementasi Tahap Pengenalan

Pada tahap ini, masukan citra wajah untuk pengenalan diperlukan citra masukan yang ideal. Setelah citra wajah didapatkan, maka dibentuk suatu sistem pengenalan,

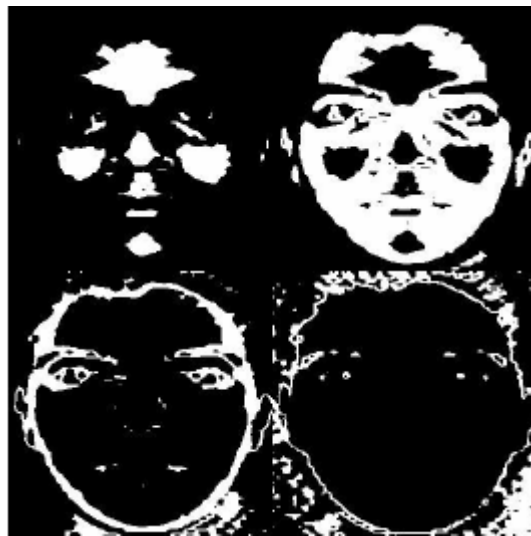
dimana secara mendasar sistem pengenalan ini terdiri dari 2 hal, yaitu pendeteksian dan menganalisis prioritas hasil dari *Learning Vector Quantization* (LVQ).

1. Masukan Citra Wajah

Masukan citra wajah didapatkan dengan menggunakan seperti yang telah dijelaskan diatas. Penentuan deteksi citra wajah juga telah dijelaskan pada citra fitur diatas.

2. Proses Implementasi PCNN

Nilai parameter proses pemodelan sinyal *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) adalah $\tau_L = 1$, $\tau_T = 5$, $\beta = 0,2$, $v_L = 0,2$, $v_T = 20$, $v_L = 0,2$, iterasi sebanyak 20 kali.



Gambar 7. Dua Contoh Citra Hasil PCNN

Blok pertama, yaitu inisialisasi dari proses awal dengan cara membentuk $F_{ij} = Dt_Img$, L_{ij} , U_{ij} , $Y_{ij} = 0$ serta $T_{ij} = 1$, untuk ukuran matrik yang sama. Kemudian pada blok kedua, Y_{ij} akan dikonvolusikan dengan K_{mn} yang disimpan dalam matrik Ww_{ij} . Ww adalah bentuk dari matrik pembobot.

Pada blok ketiga, adalah proses *update* nilai linking yang bergantung pada nilai v_L dan τ_L . Pada penelitian sebelumnya kedua parameter v_L dan τ_L dianggap tetap.

Kemudian pada tahapan blok keempat, proses *update* nilai linking yang bergantung pada nilai v_T dan τ_T , dimana dalam penelitian ini dicari bentuk konstanta yang menghasilkan keluaran yang optimal. Tujuan dari tahapan ini adalah untuk menghasilkan sinyal (pulsa) generator.

Untuk blok keempat, adalah proses aktivasi internal yang dilakukan dengan cara mengambil intensitas dari citra masukan yang akan dikalikan dengan $(1 + \beta * L_{ij})$ dan ditampung dalam variabel U_{ij} . Hasil dari aktivasi ini sangat bergantung pada β yang bernilai 0,2. Parameter ini yang sering diubah-ubah pada setiap penelitian untuk menghasilkan keluaran *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) yang optimal.

Dan blok terakhir adalah, proses *threshold* antara U_{ij} dan T_{ij} . Jika $U_{ij} > T_{ij}$ maka $Y_{ij} = 1$ dan jika $U_{ij} < T_{ij}$ maka $Y_{ij} = 0$. Kemudian pada setiap iterasi $Y_{ij} = 1$ maka dilakukan perhitungan $G = G + 1$ yang disimpan pada variabel $Data_PCNN_k$. Sehingga diharapkan $Data_PCNN_k$ akan memiliki nilai yang bervariasi, sesuai dengan gambaran morfologis dari suatu fitur citra wajah.

Oleh karena itu, *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) akan digunakan untuk mentransformasikan citra fitur menjadi bentuk deret atau sinyal dimana setiap fitur wajah akan memberikan informasi yang berbeda.

Pembelajaran dan Mapping dengan Learning Vector Quantization (LVQ)

Dengan metode kecerdasan buatan *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) data yang dapat dilokasi dengan benar sebesar 87 % dari 40 data citra input.

Sebagai masukan jaring syaraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan keluaran dari *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN). Parameter yang digunakan pada LVQ adalah learning rate = 0,03.

Dengan menggunakan sistem jaring syaraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) ini dan 25 data , akan di-*learning*-kan yang akan membentuk nilai bobot setiap data. Kemudian untuk keperluan *mapping* atau pengujian maka digunakan citra masukan sebanyak 35 data.

Metode untuk menganalisa hasil *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah dengan cara melakukan prosentase terbanyak dari hasil pencarian jarak terdekat terhadap bobot yang telah tersimpan dalam proses *learning*.

Dari ke 25 jarak tersebut akan diurutkan mulai dari jarak terdekat sampai jarak terjauh, kemudian tetapkan dua jarak yang terdekat dengan prioritas 1 dan 2.

Sistem kecerdasan buatan *Learning Vector Quantization* (LVQ) termodifikasi mampu mendeteksi secara baik apakah pada data citra tersebut dikenali atau tidak. Tingkat ketepatan sistem *Learning Vector Quantization* (LVQ) setelah dilakukan beberapa kali proses learning (setiap gambar dilakukan 2 kali proses learning) adalah 88,67% benar.

Kesimpulan

Dari penelitian yang telah dilakukan diambil beberapa kesimpulan yaitu :

1. Sistem secara keseluruhan mulai dari instrumentasi yang coba dikembangkan melalui kamera digital, proses segmentasi menggunakan metode Sobel.
2. Dengan menggunakan kecerdasan buatan *Learning Vector Quantization* (LVQ), hasil deteksi wajah, dari 35 data citra wajah input, yang digunakan untuk *learning* sebanyak 25 data citra wajah dan data 35 data citra wajah digunakan untuk *mapping* atau pengujian dan yang berhasil diidentifikasi ada 30 data citra (88,2%).
3. Algoritma kecerdasan buatan *Pulse Coupled Neural Network* (PCNN) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) mampu bekerja secara baik dengan unjuk kerja yang cukup baik, Tingkat ketepatan sistem LVQ setelah dilakukan beberapa kali proses learning (setiap gambar dilakukan 2 kali proses learning) adalah 86,67% .

Daftar Pustaka

1. Choong Hwan Lee, Jun Sung Kim and Kyu Ho Park, “*Automatic Human Face Location in a Complex Background Using Motion and Color Information*,” *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 11, pp.1877-1889, 1996.
2. Gee, R. Cipolla, “*Fast Visual Tracking by Temporal Consensus*,” *Image and Vision Computing*, Vol. 14, pp. 105-114, 1996.
3. I. A. Rybak, N. A. Shevtsova, V. A. Sandler, “*Neurocomputing 4*”, 93-102, (1994).
4. Johnson, J. L., “*Pulse-Coupled Neural Networks*”, *Proceedings Adaptive Computing: Mathematics, Electronics and Optics*, S. S. Chen and H. J. Caulfield, Orlando, Vol. CR55, pp. 47-76 (1994)
5. Johnson, J. L., “*Pulse-Coupled Neural Nets: Translation, Rotation, Scale, Distortion and Intensity Signal Invariance for Images*”, *Ap. Opt.* Vol. 33, No.26, pp. 6239-6253, (1994)

6. Karin Sobottka, Ioannis Pitas, “*Segmentation and Tracking of Faces in Color*”, Proceedings of second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Killington, Vermont, Oct. 1996, pp. 236-241.
7. L. C. Desilva, K. Aizawa, M. Hatori, “*Detection and Tracking of Facial Features by Using Edge Pixel Counting and Deformable Circular Template Matching*,” IEICE Trans. Inf. & Syst. vol. E78-D, no. 9, Sept. 1995, pp. 1195-1207.
8. M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: Active Contour Models”, International Journal of Computer Vision 321-331 (1988).
9. Qing Song, B.Eng., “*Robust face detection and pose estimation*”, A Proposal for Doctoral Research, (1998).
10. R. El Sayed, *Localization of Facial Features using Pulse-Coupled Neural-Network and Active Contours*, Pattern Recognition, Vol. 29, No. 11, pp.1877-1889, 1996.
11. R. Eckhorn, H. J. Reitboeck, M. Arndt, and P. Dicke, “Feature Linking via Synchronization Among Distributed Assemblies: Simulation of Results from Cat cortex”, Neural Computation 2, pp. 293-307 (1990).
12. Raganath, H. S., Kuntimad, G., “Image Segmentation Using Pulse-Coupled Neural Networks”, Proceedings of IEEE International conference on Neural Networks, Orlando FL., pp. 1285-1290, (1994)
13. Raganath, H. S., Kuntimad, G., Johnson, J.L., “Pulse-Coupled Neural Networks for Image Processing.”, Proceedings of IEEE Southeastcon, Raleigh, NC, (1995).
14. T. Lindblad and J. Kinser, Image Processing using Pulsed Coupled Neural Networks, SpringerVerlag, London, (1998).
15. Raganath, H. S., Kuntimad, G., “Iterative Segmentation using Pulse-Coupled Neural Networks”, Proceedings Applications and science of Artificial Neural Networks II, Orlando, FL, Vol. 2760, pp.543-554, (1996).