

PENGARUH POSISI DAN PENCAHAYAAN DALAM IDENTIFIKASI WAJAH

Ricardus Anggi Pramunendar

FTMK, Univesity Teknikal Malaysia Melaka (UTeM), Melaka 76109

Email : ricardus.anggi@yahoo.com

ABSTRAK

Penelitian tentang identifikasi wajah telah banyak dilakukan sebagai salah satu kebutuhan dalam sistem keamanan. Namun penelitian tersebut hanya menekankan kepada metode dengan kondisi dimana wajah dalam keadaan normal dan pencahayaan yang sama. Di dalam penelitian ini, input yang diidentifikasi berupa citra wajah yang belum diketahui, sistem selanjutnya akan memberikan output berupa identifikasi wajah yang paling sesuai dengan database yang tersedia. Penelitian ini fokus kepada peningkatan ketelitian dalam identifikasi wajah berdasar pengaruh dari citra input dengan posisi dan pencahayaan berbeda. Penelitian ini mengusulkan 4 tahapan untuk proses identifikasi yang meliputi *pre-processing* (normalisasi dan deteksi tepi), transformasi data training dengan Pulse Coupled Neural Network (PCNN), dan klasifikasi menggunakan metode Learning Vector Quantization (LVQ). Dari hasil percobaan identifikasi 540 data training citra wajah terhadap 180 citra wajah acuan didapatkan tingkat ketelitian mencapai 90.7%.

Kata Kunci : Posisi dan pencahayaan, *Pre-processing*, PCNN, LVQ.

1. PENDAHULUAN

Identifikasi wajah merupakan salah satu penerapan dari pengolahan citra, dan memiliki banyak potensi untuk dapat diaplikasikan dalam sistem keamanan, otentikasi biometrik, dan interaksi manusia-komputer. Oleh karena itu, banyak peneliti yang aktif bekerja dibidang ini telah mengusulkan berbagai metode untuk menyelesaikan masalah pengidentifikasian wajah. Upaya ekstensif yang telah dilakukan beberapa peneliti terhadap algoritma dan pendekatan untuk identifikasi wajah, telah menghasilkan kinerja yang memuaskan [10][13]. Namun, metode yang mereka gunakan hanya efektif digunakan untuk identifikasi wajah dalam posisi normal dan dalam pencahayaan yang sama [11]. Sedangkan teknik untuk melakukan pengidentifikasian wajah tidak hanya berdasarkan kehadiran wajah, tetapi juga lokasi dari fitur wajah berdasarkan posisi dan pencahayaan yang berbeda [16].

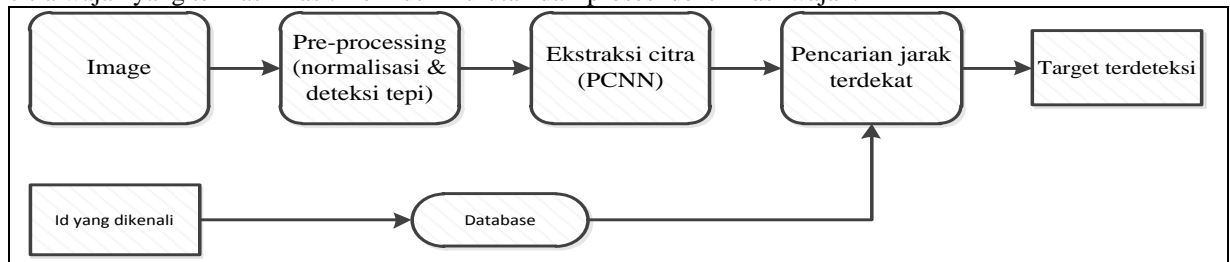
Dalam proses identifikasi wajah, citra yang digunakan sebagai data mempunyai dimensi yang tinggi dan skala yang besar, sehingga sangat penting untuk melibatkan tahapannya secara efektif. Proses identifikasi wajah yang digunakan secara umum terbagi menjadi beberapa tahapan, yang terdiri dari akuisisi citra wajah, tahap *pre-processing*, ekstraksi fitur dan klasifikasi [1]. Sebagian besar peneliti memfokuskan pada tahap *pre-processing* yang digunakan untuk meningkatkan proses identifikasi.

Penelitian ini menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST) untuk melakukan tahapan *pre-processing* dan klasifikasi pada identifikasi wajah. JST menghasilkan akurasi yang sama atau lebih dari contoh pelatihan yang menggunakan sedikit contoh data. Riset ini mengusulkan menggunakan perpaduan teknik pulse coupled neural network (PCNN) dan learning vector quantization (LVQ) yang keduanya merupakan generasi lanjutan dari JST. Tujuan dari penelitian ini adalah menemukan sebuah teknik identifikasi pada citra wajah, ditinjau dari segi pencahayaan dan posisi pengambilan wajah seseorang pada sebuah citra dengan menggunakan deteksi yang kuat. Didalam penulisan ini, usulan arsitektur identifikasi wajah diuraikan dalam bagian ke-2. Tahapan *pre-processing*, transformasi dan ekstraksi citra, dan teknik pengklasifikasian pada bagian ke-3, 4 dan 5. Lalu dilanjutkan dengan pelaksanaan dan hasil yang diuraikan pada bagian ke-6, dan diakhiri dengan kesimpulan pada bagian ke-7.

2. USULAN MODEL PENGIDENTIFIKASIAN WAJAH

Dalam design sistem identifikasi wajah umumnya terdiri dari *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan teknik identifikasi. Beberapa teknik seperti Principal Component Analysis (PCA) telah digunakan sebagai teknik dalam melakukan identifikasi. Namun dalam pemisahan antar kelas, teknik itu tidak dapat

berkerja secara optimal, sehingga akan mempersulit identifikasi. Selain itu, beberapa teknik identifikasi yang digunakan menawarkan identifikasi wajah hanya dari posisi dan pencahayaan yang sama. Model yang diusulkan dalam penulisan ini terdiri dari beberapa modul: *pre-processing* (normalisasi dan deteksi tepi) disertai PCNN untuk mendapatkan informasi dari citra, transformasi dan ekstraksi citra, dan pengklasifikasian menggunakan LVQ (Gambar 1). Model ini diusulkan untuk mengidentifikasi citra wajah yang terklasifikasi. Berikut ini urutan dari proses identifikasi wajah:



Gambar 1. Usulan Model Pengidentifikasi Wajah

3. PRE-PROCESSING

Tujuan dari *pre-processing* adalah mendapatkan data yang berisikan nilai-nilai dan digunakan sebagai *input* dalam melakukan pengklasifikasian. Beberapa kendala dalam tahap *pre-processing* ini mencakup pencahayaan dan perbedaan posisi [16]. Perbedaan pencahayaan sering disebabkan oleh kondisi lingkungan sekitar, pantulan warna kulit (berbeda ras menyebabkan beda kulit wajah), konfigurasi untuk sensitifitas dan *white balance* pada kamera. Demikian juga dengan posisi kepala yang miring, pengambilan gambar yang tidak tepat didepan wajah dapat menjadi penyebab. Sehingga, semakin besar perbedaan yang disebabkan oleh pencahayaan dan posisi pada sebuah citra akan menyebabkan kinerja dalam indentifikasi wajah semakin turun. Dua tahapan *pre-processing* yang digunakan dalam model ini, normalisasi citra untuk mengurangi pengaruh perbedaan kekuatan pencahayaan dan deteksi tepi untuk citra wajah yang beraneka posisi.

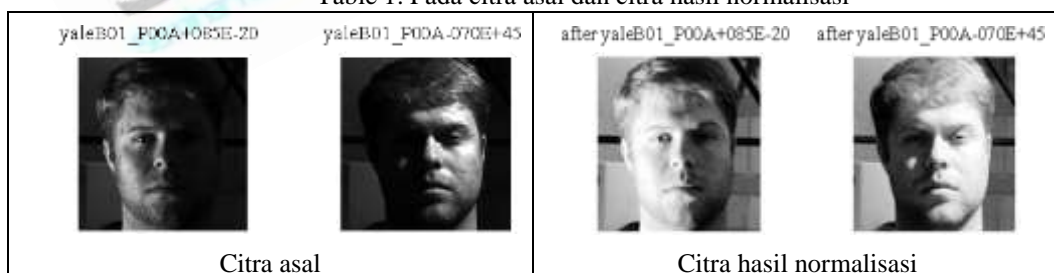
3.1 Normalisasi Pencahayaan

Citra telah menggunakan ukuran tetap sebesar 90 x 90 piksel, dan dinormalisasi dengan metode normalisasi [8][12] yang ditunjukkan pada persamaan (1). Dengan X dan X' menyatakan citra asal dan citra hasil, ϕ_d dan ρ_d menyatakan rata-rata dan perbedaan yang diharapkan sebagai citra hasil. dimana

$$I'(x, y) = \begin{cases} \phi_d + \lambda & \text{if } I(x, y) > \phi \\ \phi_d - \lambda & \text{if } I(x, y) < \phi \end{cases} \quad \lambda = \sqrt{\frac{\rho_d [I(x, y) - \phi]^2}{\rho}} \quad (1)$$

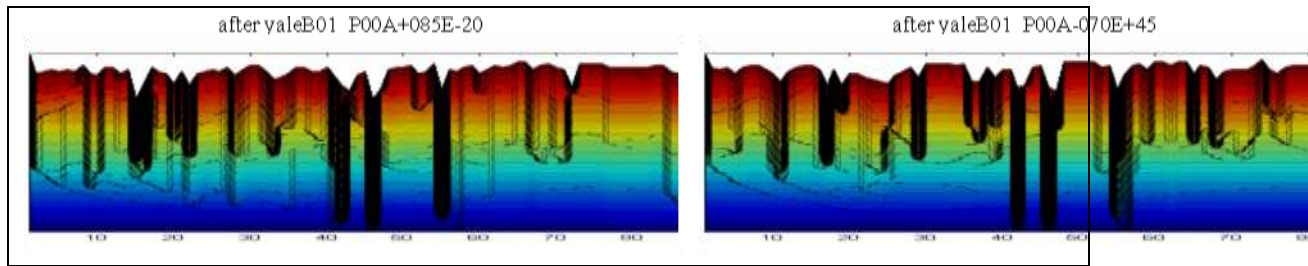
Citra asli menunjukkan perbedaan pencahayaan yang menyolok, namun proses normalisasi mampu menyeragamkan hingga citra hasil dapat terlihat (Gambar 2).

Table 1. Pada citra asal dan citra hasil normalisasi



3.2 Deteksi tepi citra wajah

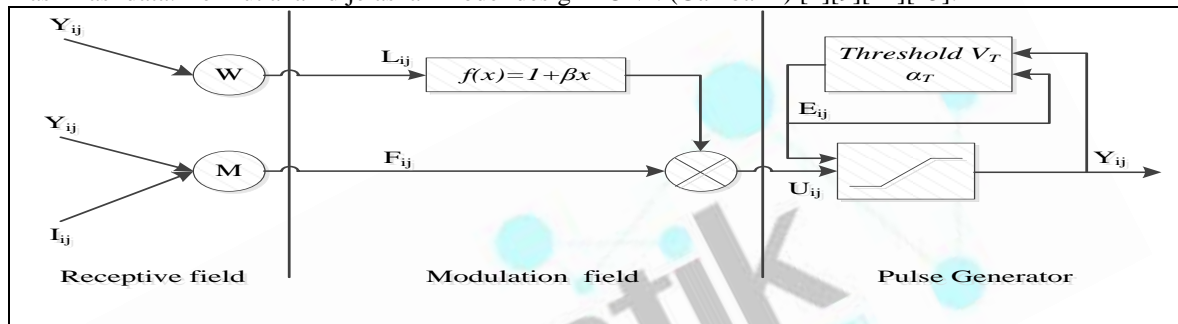
Beberapa metode deteksi tepi telah banyak dipraktekkan [1]. Prosedur penentuan tepi sebuah citra wajah adalah sama, hanya dibedakan berdasarkan penggunaan *masks*. *Mask* digunakan untuk mendapatkan tepi citra wajah, beberapa metode *masks* yang telah diterapkan diantaranya Sobel, Prewitt, Kirsch dan Canny. Pemilihan metode tersebut berdasarkan kinerja yang dihasilkan. Berikut adalah hasil deteksi tepi yang didapatkan setelah dinormalisasi:



Gambar 2. Plot citra hasil deteksi tepi

4. TRANSFORMASI DAN EKSTRAKSI CITRA

PCNN telah dikenalkan oleh Eckhorn [4], dengan memodelkan saraf (*neuron*) tiruan yang mampu menirukan perilaku dari *neuron* luar dari hewan. Beberapa study menggunakan PCNN telah dilakukan [6], diantaranya: segmentasi citra, peningkatan kualitas citra, dan identifikasi pola. Semua itu memanfaatkan proses yang dilakukan PCNN untuk mendapatkan informasi dalam banyak cara yang sama. Tujuan PCNN pada tahapan ini untuk mentransformasikan data yang akan diproses dalam klasifikasi data. Berikut akan dijelaskan model design PCNN (Gambar 4) [2][9][14][15]:



Gambar 3. PCNN Model

Didalam pengolahan citra, PCNN dituliskan dalam persamaan matematik. Berikut ini adalah persamaan yang sering digunakan dalam PCNN:

$$F_{ij}[n] = \exp(-\alpha_F) F_{ij}[n-1] + V_F \sum_{k1} M_{ijk1} Y_{k1}[n-1] + S_{ij} \quad (2)$$

$$L_{ij}[n] = \exp(-\alpha_L) L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{k1} W_{ijk1} Y_{k1}[n-1] \quad (3)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (4)$$

$$E_{ij}[n] = \exp(-\alpha_E) E_{ij}[n-1] + V_E Y_{ij}[n] \quad (5)$$

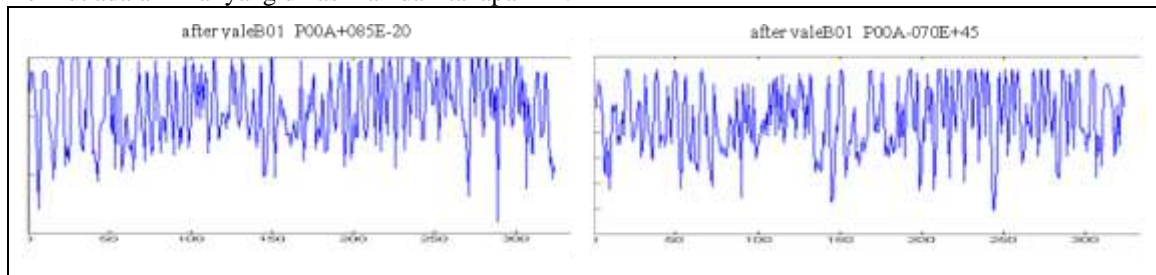
$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[n] > E_{ij}[n] \\ 0 & \text{lainnya} \end{cases} \quad (6)$$

Dimana (i, j) merupakan posisi saraf, $F_{ij}[n]$, $L_{ij}[n]$, $U_{ij}[n]$, $E_{ij}[n]$ dan $Y_{ij}[n]$ adalah masukan *feeding*, masukan *linking*, aktivitas internal, dinamis *threshold*, dan *output* dari neuron. Selain itu, α_F , α_L , dan α_E merupakan waktu konstan untuk *feeding*, *linking*, dan dinamis *threshold*. Kemudian, V_F , V_L , dan V_E adalah normalisasi konstan, M dan W adalah bobot *synaptic*. S_{ij} adalah *input* luar. β adalah konstanta darai *linking*.

Tahap pertama, *neuron* (i, j) menerima sinyal masukan dari *neuron* lain dan sumber lain melalui *receptive field*. Kemudian sinyal terbagi menjadi 2 saluran, *feeding chanel* (F) (2) dan *linking chanel* (L) (3). Tahap kedua, *linking input* (L) sebagai bias kemudian dikalikan oleh *feeding input* (F) untuk membentuk aktivitas internal (U) (4). Tahap terakhir, dengan membandingkan *pulse generator* dari (U) dengan *threshold* (E) (5). *Output neuron* (Y) bernilai 1 jika U lebih besar dari E dan *threshold* akan disesuaikan, selain itu bernilai 0 (6). Nilai Y akan membentuk sebuah matrik yang sesuai dengan jumlah matrik *input*. Ekstraksi terhadap matrik Y dilakukan menggunakan persamaan (7).

$$output = \sum_{j=1}^n X_n \left(\sum_{i=1}^m X_m \right)$$

Nilai yang dihasilkan dari persamaan ini akan digunakan sebagai *input* untuk melakukan klasifikasi. Berikut adalah nilai yang dihasilkan dari tahapan ini.



Gambar 4. Hasil transformasi citra

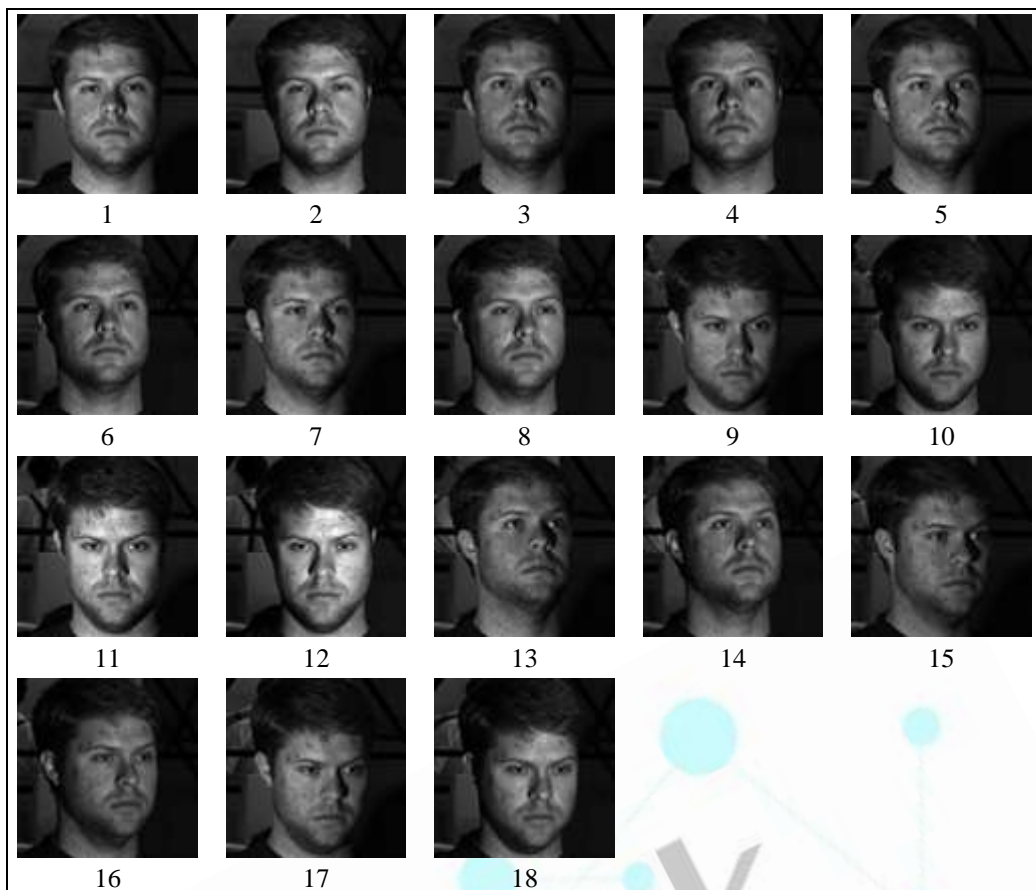
5. KLASIFIKASI LVQ

Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan metode untuk melakukan pembelajaran secara terawasi yang dapat digunakan untuk klasifikasi secara efisien. Arsitektur jaringan LVQ terdiri dari dua lapisan neuron yang terhubung penuh. Setiap neuron dilapisan *output* berkaitan dengan vektor acuan yang memiliki bobot dan berhubungan dengan *neuron* itu sendiri dan setiap *neuron* pada lapisan input. Nilai *output* yang didapatkan merupakan perbedaan jarak setiap vektor input dengan vektor acuan. *Output* yang mendekati sama, akan diletakkan dalam satu kelas yang sama. Berikut *pseudocode* dari algoritma LVQ [3][5]:

Algoritma LVQ klasifikasi	
Langkah 0: tetapkan bobot w_{ij} , epoh (k), <i>learning rate</i> α	
Langkah 1: masukkan input x_i , untuk menentukan jarak minimum w_{ij} .	
Langkah 2: tentukan jarak minimum $d(x_i, w_{ij})$, menggunakan	
	$d(x_i, w_{ij}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2} \quad (8)$
langkah 3: perbaiki nilai bobot w_{ij} dengan	
	$\text{if } C_{x_i} = C_j \text{ kemudian } w_{ij}(\text{baru}) = w_{i(lama)j} + \alpha (x - w_{i(lama)j}) \quad (9)$
	$\text{elseif } C_{x_i} \neq C_j \text{ then } w_{ij}(\text{baru}) = w_{i(lama)j} - \alpha (x - w_{i(lama)j}) \quad (10)$
langkah 4: menuju step 1, dan ulangi hingga k	
langkah 5: selesai	

6. IMPLEMENTASI DAN HASIL

Sebagian besar percobaan telah dilakukan dengan menggunakan *database* YaleB. Jumlah data wajah yang digunakan untuk pelatihan sebanyak 180 gambar, terdiri dari 10 orang yang berbeda dan 18 posisi dan pencahayaan yang berbeda (Gambar 6). Dalam penelitian, penulis menggunakan data wajah sebanyak 540 gambar yang terdiri dari 10 individu, 6 pencahayaan dan 9 posisi yang berbeda. Sehingga masing-masing orang memiliki 54 gambar wajah (Gambar 7).



Gambar 5. Data Pelatihan untuk setiap orang



Gambar 6. Data Pengujian menggunakan posisi yang sama

Telah dilakukan pengujian untuk 540 data pengujian dan tingkat keberhasilan yang diperoleh sebesar 90.7%, dan dilakukan pula untuk setiap gambar berdasarkan posisi (tabel 2) dan pencahayaan (table 3) masing-masing dan diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil pengidentifikasian berdasar posisi wajah yang berbeda

		Posisi citra wajah														
		0			1			2			3			4		
		S	F	%	S	F	%	S	F	%	S	F	%	S	F	%
Pengujian	1	51	9	85	5	4	93.	5	3	95	5	1	65.	5	1	98.
	2	52	8	86.	5	3	95	5	4	93.	6	0	100	5	1	98.
				85.			94.			94.			82.			98.
				8			2			2			8			3
		5			6			7			8					
		S	F	%	S	F	%	S	F	%	S	F	%			
Pengujian	1	54	6	90	5	8	86.	4	1	81.	5	7	88.			
	2	53	7	88.	4	1	81.	4	1	80	5	4	93.			
				3			7			80.			3			
				89.			84.			80.			90.			
				2			2			8			8			

S
= Sukses
F
= Gagal
%
= persentase keberhasilan

Tabel 3. Hasil pengidentifikasian pencahayaan yang berbeda
Cahaya yang diterima oleh wajah

		(-35)			(-20)			0			(+20)			(+45)			(+90)					
		S	F	%	S	F	%	S	F	%	S	F	%	S	F	%	S	F	%			
Pengujian	1	81	9	90	8	7	92.	8	3	96.	8	2	80	8	0	9	8	1	88.	7	1	78.
	2	81	9	90	9	7	92.	8	6	93.	8	4	66	8	0	9	8	1	88.	7	1	84.
				0			2			3			6			9			9			4
				9			92.			96.			88.			81.			81.			7
				0			2			95			7			9			7			7

S
= Sukses
F
= Gagal
%
= persentase keberhasilan

Dari hasil pengujian ini, didapatkan rata-rata tingkat keberhasilan untuk identifikasi wajah berdasar posisi wajah sebesar 88.9%. Sedangkan rata-rata tingkat keberhasilan untuk identifikasi wajah berdasar cahaya yang diperoleh wajah sebesar 90.7%. Pengaruh yang didapat dalam penelitian ini tidak berdampak besar untuk setiap posisi dan pencahayaan yang diberikan.

7. KESIMPULAN

Observasi pengaruh posisi wajah dan pencahayaan untuk identifikasi wajah telah dilakukan dengan menggunakan tahap utama normalisasi, deteksi tepi dan dilanjutkan PCNN. Ketiga metode tersebut dapat membantu memberikan informasi yang dimiliki oleh citra wajah. Sehingga dapat menghasilkan identifikasi secara baik dengan persentase keberhasilan sebesar 90.7%. Untuk penelitian lebih lanjut, kami mengusulkan penggunaan PCNN dalam segmentasi untuk pengidentifikasian benda bergerak.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Anam, S. et al., 2009. Face Recognition Using Genetic Algorithm and Back Propagation Neural Network. *Computer*, 1, pp.18-21.
- [2] Cao, J. & Wu, D., 2009. Face Recognition Based On Pulse Coupled Neural Network. 2009 International Conference on Information Engineering and Computer Science, pp.1-4. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5365112>.
- [3] De Stefano, Claudio et al., 2004. A Dynamic Approach to Learning Vector Quantization. *Pattern Recognition*, pp.0-3.
- [4] Eckhorn.R, Reitboeck.H.J, Arndt.M, "A neural network for future linking via synchronous activity: results from cat visual cortex and from simulations",Cotterill R M J.Models of Brain Function.Cambridge, UK: Cambridge Univ Press, 1989.pp: 255- 272
- [5] Grbovic, M. & Vucetic, S., 2009. Regression Learning Vector Quantization. 2009 Ninth IEEE International Conference on Data Mining, pp.788-793. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5360312>.
- [6] Johnson, J.L. Pulse-coupled Neural Nets: Translation, Rotation, Scale, Distortion and Intensity Signal Invariance for Image. *Patt. Recogn. Lett.* 1994, 33, 6239-6253.
- [7] Kuntimad, G.; Ranganath, H.S. Perfect Image Segmentation Using Pulse Coupled Neural Networks. *IEEE Trans. Neural Netw.* 1999, 10, 591-598.
- [8] Kumar, A. et al., 2003. Personal verification using palmprint and hand geometry biometric. In *Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*. Springer, p. 1060–1060. Available at: <http://www.springerlink.com/index/n4ylvl6xnb5kcf4t.pdf> [Accessed March 18, 2011].
- [9] Li, H., Xu, D. & Zong, R., 2009. Face Recognition Based on Unit-Linking PCNN Time Signature. 2009 International Conference on Advanced Computer Control, pp.360-364. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4777367> [Accessed March 9, 2011].
- [10] Sahoozadeh, H. & Aliyari Ghassabeh, Y., 2008. Face recognition using eigen-faces, fisher-faces and neural networks. 2008 7th IEEE International Conference on Cybernetic Intelligent Systems, pp.1-6. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4798953>.
- [11] Sharma, S. et al., 2009. A new approach towards facial recognition system using DCT & LVQ. 2008 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems, pp.1-4. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4806752>.
- [12] Struc, V. & Pavesic, N., 2009. Phase congruency features for palm-print verification. *IET Signal Processing*, 3(4), p.258. Available at: <http://link.aip.org/link/ISPECX/v3/i4/p258/s1&Agg=doi>.
- [13] Tolba, A.S., 2006. Face Recognition : A Literature Review. *International Journal of Signal Processing*, pp.88-103.
- [14] Tolba, M.F. et al., 2010. Image Signature Improving by PCNN for Arabic Sign Language Recognition 1- Introduction 2- Modified PCNN 3-Optimized PCNN 4- Feature Generation Methods. *Pattern Recognition*, 1(1), pp.3-8.
- [15] Zhang, Y. & Wu, L., 2008. Pattern Recognition via PCNN and Tsallis Entropy. *Sensors*, 8(11), pp.7518-7529. Available at: <http://www.mdpi.com/1424-8220/8/11/7518/> [Accessed March 12, 2011].
- [16] Zhao, W. & Rosenfeld, A., 2003. Face Recognition : A Literature Survey AND. *Computing*, 35(4), pp.399-458.