

PENGECAMAN INSAN BERASASKAN KAEDEAH PROFIL SENTROID DAN PENGELAS RANGKAIAN NEURAL BUATAN

NOORITAWATI MD TAHIR^{1*}, AINI HUSSAIN², SALINA ABDUL SAMAD³
& HAFIZAH HUSAIN⁴

Abstrak. Dalam kajian ini, teknik profil sentroid yang berdasarkan pendekatan berasaskan model digunakan bagi tugas pengecaman insan. Kaedah ini dilaksanakan secara mengextrak ciri-ciri unik perwakilan isyarat gaya lenggang insan serta bukan insan secara automatik dan pasif berasaskan imej pegun. Untuk menilai kekuatan algoritma sarian teknik profil sentroid yang dihasilkan, Rangkaian Neural Buatan (RNB) digunakan sebagai pengelas. Keputusan yang diperolehi membuktikan ciri sarian profil sentroid sesuai digunakan sebagai perwakilan vektor ciri bagi pengelasan insan dengan kadar pengelasan RNB yang dicapai melebihi 98%.

Kata kunci: Pengecaman insan; rangkaian neural tiruan; profil sentroid

Abstract. In this study, centroidal profile which is a model based approach is employed for human recognition task. This is done by extracting unique representation of gait features of the subject automatically and passively from static images of human or non human. To evaluate the effectiveness of the generated centroidal profile, Artificial Neural Network (RNB) is used as classifier. Results attained proven that the centroidal profile is appropriate as feature extraction to be used as feature vectors for human shape classification based on classification rate of RNB achieved specifically above 98%.

Keywords: Human recognition; artificial neural network (ANN); centroidal profile

1.0 PENDAHULUAN

Pengelasan dan pengecaman gaya lenggang insan adalah secara relatifnya merupakan satu kajian bidang baru dalam dunia perkomputeran. Minat dalam bidang ini meningkat dalam komuniti bidang komputeran apabila beberapa metrik gaya lenggang telah dibangunkan [1, 2, 4, 5, 8, 9, 14, 15]. Analisis gaya lenggang boleh dilihat sebagai satu kelebihan kerana gaya lenggang subjek boleh dirakam tanpa pengetahuan subjek dan sekali gus membolehkan subjek diawasi tanpa disedari

¹ Faculty of Electrical Engineering, Universiti Teknologi Mara, 40450 Shah Alam

²⁻⁴ Dept. of Electrical, Electronic and Systems Faculty of Engineering, Universiti Kebangsaan Malaysia 43600 UKM Bangi, Selangor DE.

* Corresponding author: Tel: +603-55435081, Fax: +603-55435077, H/P: 012-7020441. Email: norita_tahir@yahoo.com or nori425@uitm.edu.my

dan tanpa memerlukan kerjasama subjek yang menjadi sasaran [6, 11, 12, 13]. Ini adalah kerana gaya lenggang subjek boleh diambil dari jauh dan tidak memerlukan imej yang berkualiti tinggi. Justeru, gaya lenggang boleh dianalisis dan digunakan untuk mengecam gaya lenggang insan atau bukan insan. Faktor ini membolehkan ia menjadi ciri yang bersesuaian untuk masa kini bagi tujuan pemantauan keselamatan, pengecaman insan atau bukan insan serta pengecaman insan dalam sistem pengawasan dan persekitaran pintar.

Kajian ini membincangkan satu lagi kaedah bagi pengecaman insan atau sebaliknya menggunakan kaedah yang dinamakan profil sentroid bagi mewakili bentuk. Imej pegun digunakan bagi mengekstrak ciri-ciri unik perwakilan isyarat gaya lenggang insan serta bukan insan secara automatik dan pasif. Imej ini akan melalui peringkat prapemprosesan seperti penolakan latarbelakang untuk mendapatkan bebayang bentuk.

2.0 BAHAN DAN KAEADAH KAJIAN

Rajah 1 menunjukkan sistem keseluruhan bagi pengelasan insan. Imej pegun yang digunakan bagi mengekstrak ciri-ciri unik perwakilan isyarat gaya lenggang secara automatik dan pasif akan melalui peringkat prapemprosesan seperti penolakan latar belakang dan algoritma penolakan belakang oleh Suliana *et al.* [17]. Kaedah ini dipilih untuk mendapatkan bebayang bentuk.

Imej tersebut kemudiannya dipangkas berdasarkan rantau penting (*Region of Interest*) untuk mendapatkan sentroid (x_c, y_c) pada bentuk imej dengan menggunakan rumus berikut:

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad \& \quad y_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i, \quad (1)$$

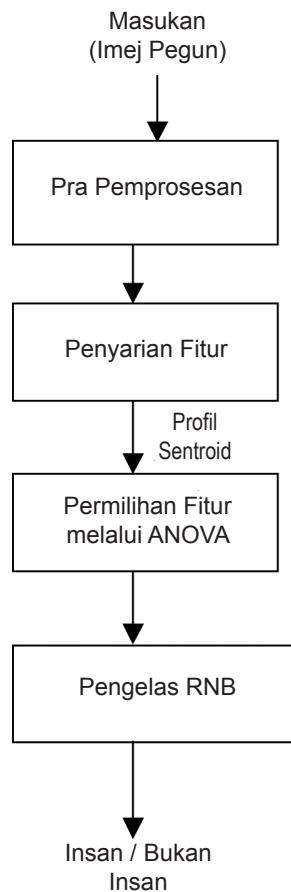
dengan,

N : mewakili jumlah piksel pada garisan sempadan bentuk,

(x_i, y_i) : mewakili piksel sempadan ke- i .

(x_c, y_c) : mewakili nilai piksel sentroid

Seterusnya, urutan vektor diterbitkan mengikut selang darjah yang bersesuaian. Secara ringkas, profil sentroid boleh ditakrifkan sebagai urutan tertib yang diperoleh dengan mengira jarak Euclidean E, antara titik sentroid dan setiap piksel pada sempadan, menggunakan rumus berikut:



Rajah 1 Blok Sistem secara keseluruhan

$$E = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} \quad \text{dan} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

dengan

- n = 360/selang sudut yang dipilih dalam unit darjah
- (x_i, y_i) : mewakili piksel sempadan ke- i
- (x_c, y_c) : mewakili nilai piksel sentroid

Ini diikuti dengan proses pemilihan fitur melalui analisis ANOVA bagi menentukan bilangan sarian ciri teroptyimum. Bilangan fitur ini digunakan sebagai masukan kepada pengelas untuk tujuan pengecaman insan.

(1) Pemilihan Fitur berdasarkan ANOVA

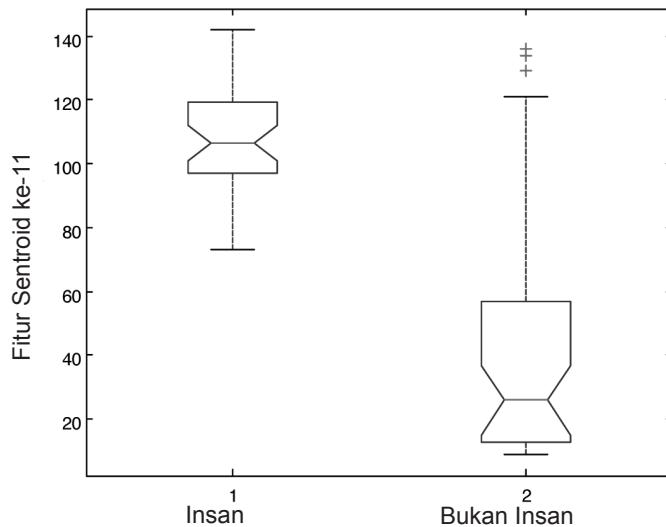
Seperti yang telah dijelaskan, profil sentroid mengandungi sejumlah bilangan fitur yang bergantung kepada selang darjah yang dipilih. Sebagai contoh, jika selang sudut 10° dipilih, jumlah bilangan fiturnya ialah sebanyak 36. Dengan itu, besar kemungkinan terdapat beberapa fitur dalam profil ini yang lebih bererti untuk tujuan pengecaman atau pengelasan daripada fitur yang lain.

Bagi menentukan sama ada satu set fitur adalah berkesan bagi tujuan pengelasan atau pengecaman, ujian ANOVA dilaksanakan. Analisis varians (ANOVA) adalah teknik piawai untuk mengkaji secara statistik tahap bererti satu set boleh ubah tak bersandar. Kaedahnya ialah dengan membandingkan dua atau lebih nilai purata sampel secara serentak dan ukuran yang dihasilkan oleh ANOVA ialah nilai- p bagi set boleh ubah yang dianalisis. ANOVA menghasilkan keputusan yang mengesahkan hipotesis sama ada nilai purata satu kumpulan sampel berbeza atau sebaliknya. Sebagai contoh, jika nilai- p adalah terlalu kecil dan menghampiri nilai sifar, maka plot kotak seperti yang dipaparkan oleh Rajah 2 akan mengesahkannya. Oleh itu kesimpulan boleh dibuat sama ada fitur yang diuji adalah berkesan untuk pengecaman insan atau bukan insan. Seterusnya, fitur yang ditentukan sebagai berkesan dijadikan masukan kepada pengelas.

(2) Pengelas Rangkaian Neural Tiruan (RNB)

Rangkaian Neural Buatan (RNB) adalah satu kaedah heuristik yang popular untuk menyelesaikan masalah tidak linear terutama jika isu tersebut terlalu rumit untuk ditafsirkan secara analitik. RNB memerlukan proses latihan dan ujian yang sempurna sebelum rangkaian boleh digunakan untuk melaksana tugas pengelasan, ramalan atau regresi. Tugas yang paling sukar bagi pelaksanaan RNB adalah proses latihan. Maklumat data yang tidak tepat atau maklumat data yang berlebihan akan melambatkan proses penumpuan. Sebagai contoh, bagi membantu mempercepat proses penumpuan, pelaksanaan penyarian fitur atau pemilihan fitur boleh dilakukan terhadap data masukan.

Hal ini membantu mengurangkan bilangan neuron yang diperlukan oleh lapisan tersembunyi atau dengan kata lain membantu mengurangkan bilangan lapisan tersembunyi. RNB sememangnya telah digunakan dengan meluas sebagai satu



Rajah 2 Plot kotak bagi salah satu fitur sentroid yang diuji untuk perbezaan bererti gaya lenggang insan atau gaya lenggang bukan insan

teknik untuk melaksanakan proses pengelasan dalam pelbagai aplikasi kejuruteraan [3, 10]. Ianya boleh diandaikan sebagai satu model kotak hitam. RNB memerlukan proses latihan dan ujian untuk mendapatkan hasil simulasi yang terbaik. Masa yang diperlukan untuk melatih RNB telah dikenalpasti sebagai salah satu kelemahan RNB. Ini adalah kerana RNB memerlukan pelarasan semula parameter-parameternya untuk meminimumkan ralat pada nilai sasaran keluaran.

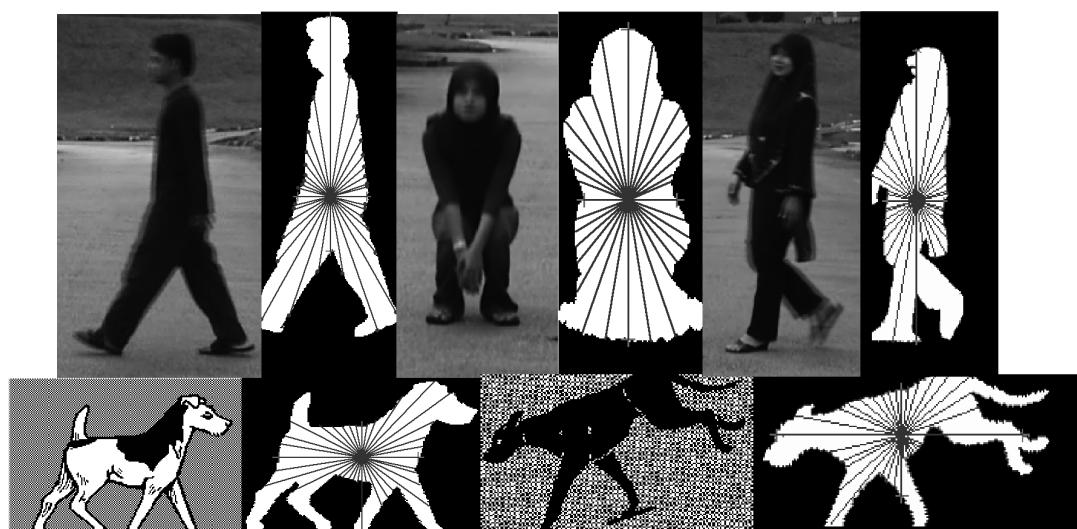
Dalam kajian ini, kotak peralatan RNB yang terdapat pada alatan MATLAB digunakan untuk melaksanakan tugas pengelasan. Setelah rangkaian menerima latihan yang sempurna, ianya digunakan bagi mengelas penyarian fitur untuk pengelasan postur dan gaya lenggang serta pengelasan insan atau bukan insan.

3.0 KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

Bahagian ini memperihalkan secara terperinci hasil keputusan perlaksanaan tugas pengecaman insan yang dibangunkan, iaitu teknik profil sentroid yang menggunakan pendekatan berasaskan model. Dalam kajian ini, profil sentroid untuk lebih daripada 900 imej insan dan juga bukan insan khususnya imej haiwan seperti kucing dan anjing [7] dijana untuk dijadikan pangkalan data. Pemilihan selang darjah bagi menghasilkan bilangan titik yang dijadikan profil sentroid ditentukan secara heuristik. Tiga nilai selang darjah dipilih iaitu 5° , 10° dan 15° . Jarak Euclidean dihitung pada setiap titik

yang ditentukan mengikut nilai selang darjah pada keseluruhan sempadan imej seperti yang ditunjukkan oleh Rajah 3. Profil 24, 36 dan 72 titik bagi setiap imej dijana pada setiap selang darjah 15° , 10° dan 5° yang terletak di antara dua jarak Euclidean yang berturut-turut. Ketiga-tiga profil diuji menggunakan pengelas RNB untuk memilih selang darjah bagi menjana profil sentroid yang layak sebagai penyarian ciri untuk tugas pengecaman insan atau bukan insan.

Rangkaian neural yang dibangunkan mempunyai satu lapisan tersembunyi dengan lima neuron serta fungsi pengaktifan '*logsig*'. Bilangan nod masukan bergantung kepada profil yang diuji manakala satu neuron digunakan pada bahagian keluaran.



Rajah 3 Beberapa contoh imej asal berserta profil sentroid masing-masing yang mewakili imej insan dan bukan insan

Jadual 1 memperihalkan keputusan prestasi pengecaman sama ada insan atau bukan insan menggunakan pengelas RNB. Prestasi profil 36 titik serta profil 72 titik adalah hampir sama, iaitu lebih kurang 98% berbanding profil 24 titik. Berdasarkan kriteria ini, nilai 10° telah dipilih sebagai selang darjah untuk menjana profil sentroid.

(1) Pemilihan Vektor Ciri Teroptimum

Satu cara untuk menentukan vektor ciri paling optimum adalah dengan menggunakan kaedah statistik. Seperti yang diketahui, profil sentroid bagi setiap imej mengandungi 36 vektor ciri dan berkemungkinan wujud vektor ciri yang tidak penting bagi tujuan pengecaman atau pengelasan. Oleh itu, proses pemilihan ciri dilakukan untuk mendapatkan set ciri teroptyimum.

Jadual 1 Keputusan pengecaman oleh pengelas RNB bagi pemilihan selang darjah berdasarkan teknik profil sentroid

Kategori Sebenar	Kategori Ramalan					
	Selang darjah					
	(Nota: I= Insan; BI= Bukan Insan)					
	5° (72 titik)		10° (36 titik)		15° (24 titik)	
	I	BI	I	BI	I	BI
Insan {630}	622	8	624	6	596	34
Bukan Insan {320}	4	316	5	315	28	292
Purata Pengelasan (%)		98.7		98.8		93.5

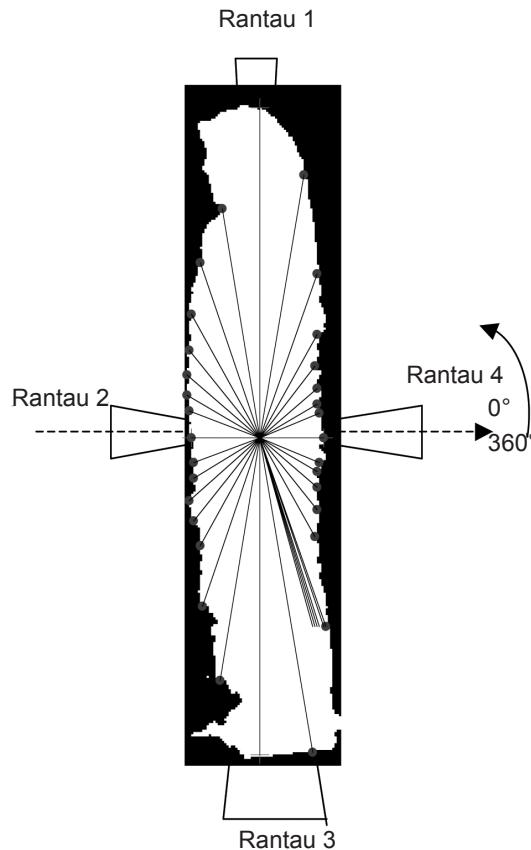
Dalam kajian ini, pemilihan ciri dilakukan melalui ujian ANOVA. Hasil pelaksanaan ANOVA pada nilai $\alpha = 0.05$ serta nilai- p setiap vektor ciri dianalisis mendapati bilangan set ciri teroptimum adalah sebanyak 19 vektor. Vektor-vektor ini boleh dikategorikan kepada empat rantau, iaitu vektor pada kedudukan 80° , 90° , 100° dan 110° letaknya di rantau 1, diikuti oleh enam vektor yang terletak di rantau 2, iaitu pada selang darjah 160° , 170° , 180° , 190° , 200° dan 210° . Rantau 3 mempunyai lima vektor ciri yang terletak pada selang darjah 240° , 250° , 260° , 270° , serta 280° dan empat vektor pada posisi selang darjah 350° , 360° , 10° dan 20° terdapat pada rantau 4 seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 4.

(2) Perbincangan Hasil Pengelasan Insan Berdasarkan Vektor Ciri Teroptimum

Untuk menilai vektor ciri teroptimum profil sentroid bagi tugas mengelas sama ada insan atau bukan insan, setiap rantau dijadikan masukan kepada pengelas. Vektor ciri keempat-empat rantau ini juga digabungkan dan diujji keberkesanannya dalam pengelasan insan atau bukan insan.

Pangkalan data yang mengandungi profil sentroid insan serta bukan insan dibahagikan kepada lapan subset dan prestasi pengelas dinilai menggunakan kaedah pengesahan silang. Oleh itu, setiap subset mempunyai 40 profil sentroid bukan insan dan 80 profil sentroid insan. Pencapaian profil sentroid berdasarkan vektor ciri teroptimum dinilai menggunakan pengelas RNB.

Tiga jenis ukuran, iaitu ketepatan (*accuracy*), kepekaan (*sensitivity*) dan ketetapan (*specificity*) juga digunakan untuk menilai prestasi pengelas [16]. Ukuran ‘ketepatan’ mengesahkan keputusan keseluruhan pengecaman, ‘kepekaan’ adalah keupayaan pengelas untuk mengecam profil sentroid insan manakala ‘ketetapan’ mewakili



Rajah 4 Profil sentroid teroptimum hasil pelaksanaan ANOVA yang diwakili oleh empat rantau utama

kebolehan pengelas untuk mengecam vektor ciri bukan insan. Ketiga-tiga ukuran ini diperolehi mengikut rumusan:

$$\text{Ketepatan} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{PP} + \text{PN}} \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{Kepekaan} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{PN}} \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{Ketetapan} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{PP}} \times 100\% \quad (5)$$

di mana

True Positive (TP) ialah pengecaman positif sebagai insan

True Negative (TN) ialah pengecaman negatif sebagai bukan insan

False Positive (FP) ialah pengecaman palsu sebagai insan

False Negative (FN) ialah pengecaman palsu sebagai bukan insan

Rangkaian neural yang dibangunkan untuk tujuan pengelasan menggunakan kaedah perambatan belakang *Levenberg-Marquardt*. Rangkaian ini mempunyai satu lapisan tersembunyi dengan enam neuron serta fungsi pengaktifan ‘*logsig*’ dan satu neuron di bahagian keluaran untuk mengelas sama ada insan atau bukan insan. Aras keyakinan bagi pengelasan insan ditetapkan di antara 0.8-1 manakala untuk pengelasan bukan insan aras keyakinan ditentukan oleh julat 0-0.2. Kedua-dua aras keyakinan ini dikenali sebagai zon ‘pengelasan tepat’. Hasil keputusan pengecaman insan serta bukan insan bagi pengelas RNB adalah seperti dalam Jadual 2.

Jadual 2 Prestasi pengelas RNB bagi profil sentroid sebagai sarian ciri (Nota: R=Rantau)

Ukuran Prestasi	Sarian Ciri				Kesemua
	R1	R2	R3	R4	
TP {630}	623	585	621	547	625
PN	7	45	9	83	5
TN {320}	314	278	312	256	313
PP	6	42	8	64	7
Ketepatan (%)	98.63	90.84	98.21	84.53	98.74
Kepekaan (%)	98.89	92.66	98.57	86.83	99.21
Ketetapan (%)	98.13	86.88	97.50	80	97.81

Pertamanya, setiap rantau digunakan secara berasingan sebagai masukan kepada pengelas, diikuti dengan kombinasi keempat-empat rantau. Berdasarkan setiap rantau sebagai vektor ciri masukan, ketepatan terbaik bernilai 98.63% diperolehi daripada vektor ciri rantau 1. Walau bagaimanapun, prestasi ketepatan paling baik adalah apabila kombinasi keempat-empat rantau sebagai penyarian vektor ciri, iaitu 98.74%. Ini membuktikan pelaksanaan ANOVA sebagai proses pemilihan vektor ciri adalah bertepatan. Ketetapan maksimum pengelas RNB yang bernilai 98.13%, iaitu dapat membezakan vektor ciri masukan sebagai ‘bukan insan’ juga diperolehi oleh vektor ciri rantau 1. Bagi ukuran prestasi kepekaan, vektor ciri rantau 4 memperolehi nilai

paling minimum, iaitu 86.83% manakala vektor ciri rantau 1 pula menyumbang kepada kepekaan maksimum bernilai 98.89%. Kepekaan paling baik adalah hasil gabungan kesemua rantau sebagai vektor ciri masukan, iaitu 99.21%. Selain itu, nilai purata aras keyakinan data-data ujian profil sentroid bagi mengelas ‘insan’ ialah 0.974 manakala bagi ‘bukan insan’ adalah 0.095. Ini membuktikan rangkaian RNB yang dibangunkan telah berjaya melaksanakan tugas pengelasan insan atau bukan insan menggunakan profil sentroid teroptyimum.

4.0 KESIMPULAN

Satu kaedah bagi perwakilan bentuk gaya lenggang insan dan gaya lenggang bukan insan yang dikenali sebagai profil sentroid telah dibangunkan. Selang darjah 10° dipilih untuk menjana 36 titik di sekeliling sempadan dari titik sentroid. Nilai ini seterusnya melalui analisis ANOVA untuk menentukan bilangan profil teroptyimum. Pengelasan berdasarkan RNB dilaksanakan bagi mengesahkan keberkesanan profil sentroid ini dalam tugas pengecaman insan atau bukan insan. Hasil keputusan peratus pengelasan melebihi 98% membuktikan vektor sarian ciri profil sentroid berjaya melakukan tugas pengelasan insan. Kebaikan utama menggunakan profil sentroid ialah perwakilan berbentuk tunggal yang menjadikannya sesuai sebagai vektor masukan kepada pengelas.

RUJUKAN

- [1] Ben Aldelkader, C., Cutler, R. G. & Davis, L. S. 2004. Gait Recognition using Image Self-Similarity. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* 4: 1–14.
- [2] Bhanu, B. & X. Zou. 2004. Moving Humans Detection Based on Multi-modal Sensor Fusion. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1063–1070.
- [3] Bishop, C. M. 1995. *Neural Network for Pattern Recognition*. Oxford: Clarendon Press.
- [4] Boulay, B., F. Bremond, & M. Thonnat. 2006. Applying 3D Human Model in a Posture Recognition System. *Pattern Recognition Letter*. 27(15): 1788–1796.
- [5] Boulgouris N.V. & Z. X. Chi. 2007. Human Gait Recognition Based on Matching of Body Components. *Pattern Recognition*. 40(2007): 1763–1770.
- [6] Elbasi, E., L. Zuo, & K. Mehrotra. 2005. Control Charts Approach for Scenario Recognition in Video Sequences. *Turk Journal of Electrical Engineering* 13(3): 303–309.
- [7] Fletcher, T. F. 2006. Gait Foot – Fall Pattern. College of Veterinary Medicine. University of Minnesota. <http://vanat.cvm.umn.edu/gaits/> [23 Mei 2006].
- [8] Girondel, V., L. Bonnaud, A. Caplier, & M. Rombaut. 2005. Static Human Body Postures Recognition in Video Sequences using Belief Theory. Proceeding of IEEE International Conference Image Processing. 45–48.
- [9] Goldmann, L., M. Karaman, & T. Sikora. 2004. Human Body Posture Recognition using MPEG-7 Descriptors. Proceedings of SPIE The International Society For Optical Engineering. 177–188.

- [10] Haykin, S. 1999. *Neural Network: A Comprehensive Foundation*. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall.
- [11] Kale, A., N. Cuntoor, & R. Chellappa. 2002. A Framework for Activity-Specific Human Identification. Proceedings of IEEE Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. 3660–3663.
- [12] Lam, H. W. T., Lee, S. T. R. & Zhang, D. 2007. Human Gait Recognition by the Fusion of Motion and Static Spatio-Temporal Templates. Pattern Recognition. 40(9): 2563–2573.
- [13] Lee, L. & W. E. L. Grimson. 2002a. Gait Analysis for Recognition and Classification. Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. 155–162.
- [14] Lee, L. & W. E. L. Grimson. 2002b. Gait Appearance for Recognition. Proceedings of ECCV Workshop on Biometric Authentication. 143–154.
- [15] Ozer, B. & W. Wolf. 2002. Real Time Posture and Activity Recognition. Proceedings of IEEE Conference on Motion and Video Computing. 133–138.
- [16] Pang, C. C. C., A. R. M. Upton, G. Shine, & M. V. Kamath. 2003. A Comparison of Algorithms for Detection of Spikes in the Electroencephalogram. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering* 50: 521–526
- [17] Suliana Sulaiman, Aini Hussain, Nooritawati Md Tahir, Anuar Mikdad Muad & Mohd Marzuki Mustafa 2006. Scene Analysis For Human Silhouette Extraction. Proceedings of IEEE Fourth Student Conference on Research and Development (SCOReD 2006).