

SISTEM PINTAR PENGECAAMAN BENTUK AGREGAT BERASASKAN
RANGKAIAN NEURAL

ARIFFUDDIN BIN JORET



PTTAUTHM
PERPUSTAKAAN TUNKU TUN AMINAH

UNIVERSITI SAINS MALAYSIA
2006

PERPUSTAKAAN UTHM



3000001866609

Ch 89125

PTTA UTHM
PERPUSTAKAAN TUNKU TUN AMINAH



SISTEM PINTAR PENGECAMAN BENTUK AGREGAT BERASASKAN
RANGKAIAN NEURAL

oleh

ARIFFUDDIN BIN JORET



Tesis yang diserahkan untuk memenuhi keperluan bagi
Ijazah Sarjana Sains

NOVEMBER 2005

PENGHARGAAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dengan nama Allah yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang. Segala puji bagi Allah s.w.t kerana dengan rahmat dan izinNya, saya berjaya menyiapkan penyelidikan dan tesis ini sebagai memenuhi keperluan pengijazahan peringkat sarjana.

Saya ingin mengucapkan jutaan penghargaan dan terima kasih kepada Encik Ahmad Nazri bin Ali selaku penyelia utama dan Dr. Nor Ashidi bin Mat Isa selaku penyelia bersama penyelidikan ini. Segala tunjuk ajar, nasihat dan dorongan yang telah diberikan kepada saya merupakan aset penting dalam menjayakan penyelidikan ini.

Tidak dilupakan buat emak dan abah yang amat prihatin. Begitu juga dengan adik beradik dan kawan-kawan yang sentiasa menyokong tindakan saya walau dalam apa jua keadaan sekalipun. Doa, nasihat dan semangat yang diberikan merupakan pendorong kepada saya untuk berusaha dengan gigih sehingga mencapai segala impian.

Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada seluruh warga Pusat Pengajian Kejuruteraan Elektrik dan Elektronik USM yang telah banyak membantu secara langsung atau tidak langsung. Segala budi dan pertolongan yang telah dihulurkan akan saya hargai.

Sekian, wassalam.

SUSUNAN KANDUNGAN

	Muka Surat
PENGHARGAAN	ii
KANDUNGAN	iii
SENARAI RAJAH	viii
SENARAI JADUAL	xii
TERJEMAHAN ISTILAH	xiii
SINGKATAN ISTILAH	xviii
SENARAI PENERBITAN & SEMINAR	xix
ABSTRAK	xx
ABSTRACT	xxii
BAB 1 PENGENALAN	1
1.1 Pengenalan	1
1.2 Pengecaman Bentuk Agregat Menggunakan Rangkaian Neural	2
1.3 Objektif dan Skop Penyelidikan	3
1.4 Garis Panduan Tesis	5
BAB 2 KAJIAN ILMIAH	7
2.1 Pengenalan	7
2.2 Agregat	7
2.3 Imej Digital	9
2.4 Pemprosesan Imej Digital	11



3.6.3	Pengekstrakan Saiz	40
3.6.4	Pengekstrakan Ukurlilit	40
3.6.5	Pengekstrakan Ciri-ciri Momen Zernike Dan Momen Hu Berdasarkan Ukurlilit	41
3.7	Pengecaman Bentuk Objek Berasaskan Rangkaian Neural Hibrid Berbilang Lapisan Perceptron	42
3.8	Implimentasi Rangkaian Neural Hibrid Berbilang Lapisan Perceptron Berasaskan Mikro Pengawal	44
3.9	Pembangunan Sistem Pengecaman Bentuk Agregat	51
3.10	Ringkasan	55
BAB 4	KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN	56
4.1	Pengenalan	56
4.2	Analisa Pemilihan Nilai Ambang	57
4.2.1	Keputusan	57
4.2.2	Perbincangan	61
4.3	Analisa Pertumbuhan Titik Benih	62
4.3.1	Keputusan	62
4.3.2	Perbincangan	66
4.4	Analisa Pengecutan Titik Benih	68
4.4.1	Keputusan	68
4.4.2	Perbincangan	72
4.5	Momen Hu	74

4.5.1	Analisa Momen Hu Berdasarkan Saiz Objek	74
4.5.1.1	Keputusan	74
4.5.1.2	Perbincangan Analisa Momen Hu Berdasarkan Saiz Objek	78
4.5.2	Analisa Momen Hu Berdasarkan Ukurlilit Objek	79
4.5.2.1	Keputusan	80
4.5.2.2	Perbincangan Analisa Momen Hu Berdasarkan Ukurlilit Objek	83
4.6	Analisa Momen Zernike	85
4.6.1	Analisa Momen Zernike Berdasarkan Saiz Objek	85
4.6.1.1	Keputusan	85
4.6.1.2	Perbincangan Analisa Momen Zernike Berdasarkan Saiz Objek	91
4.6.2	Analisa Momen Zernike Berdasarkan Ukurlilit Objek	93
4.6.2.1	Keputusan	93
4.6.2.2	Perbincangan Analisa Momen Zernike Berdasarkan Ukurlilit Objek	99
4.7	Analisa Prestasi Sistem Pengecaman Bentuk Agregat	101
4.7.1	Analisa Nod Tersembuni Optimum	101
4.7.1.1	Keputusan	101
4.7.1.2	Perbincangan	102
4.7.2	Analisa Lelaran Optimum	103
4.7.2.1	Keputusan	103
4.7.2.2	Perbincangan	107

4.8	Analisa Prestasi Sistem Pengecaman Bentuk Agregat Berasaskan Mikro Pengawal	108
4.8.1	Keputusan	109
4.8.2	Perbincangan	109
4.9	Kesimpulan	110
BAB 5 KESIMPULAN		113
Cadangan-cadangan		115
RUJUKAN		117



PTTA UTHM
PERPUSTAKAAN TUNKU TUN AMINAH

SENARAI RAJAH

	Muka surat
2.1 Jenis-jenis agregat	9
2.2 Contoh imej digital	11
2.3 Teknik pertumbuhan secara titik benih (a) pertumbuhan secara 4 jiran bersebelahan (b) pertumbuhan secara 4 jiran pepenjuru (c) pertumbuhan secara 8 jiran sekeliling	15
2.4 Kaedah Pernormalan Momen Zernike (a) Ruang koordinat imej diskret bersaiz ($N \times N$) (b) Pernormalan koordinat imej menggunakan pemetaan $(0, N-1) \rightarrow (-1, +1)$	18
2.5 Komponen-komponen sistem pengecaman objek	20
2.6 Rangkaian HMLP dengan satu lapisan tersembunyi	22
2.7 Sistem mikro pengawal	28
3.1 Susun atur kamera	31
3.2 Sistem pengecaman pintar bentuk agregat	32
3.3 Pertumbuhan kawasan antara piksel yang diuji dan piksel jiran	35
3.4 Gambarajah blok sistem pengcam berdasarkan mikro pengawal	48
3.5 Carta alir sistem pengecaman bentuk agregat berdasarkan mikro pengawal	50
3.6 Susun atur sistem yang berdasarkan mikro pengawal	49
3.7 Keputusan pengecaman sistem yang berdasarkan mikro pengawal	49
3.8 Paparan sistem pengelasan bentuk agregat	51
3.9 Paparan pengekstrakan ciri	52

3.10	Paparan rangkaian neural	53
3.11	Paparan sistem pintar pengemaman bentuk agregat	54
4.1	Keputusan analisa nilai ambang untuk agregat bentuk bersudut	58
4.2	Keputusan analisa nilai ambang untuk agregat bentuk berkeping	59
4.3	Keputusan analisa nilai ambang untuk agregat bentuk memanjang	60
4.4	Keputusan analisa proses pertumbuhan untuk agregat bentuk tak sekata	63
4.5	Keputusan analisa proses pertumbuhan untuk agregat bentuk memanjang	64
4.6	Keputusan analisa proses pertumbuhan untuk agregat bentuk berkeping&memanjang	65
4.7	Keputusan proses pertumbuhan dengan nilai parameter $R = 22$, $U = 7$	67
4.8	Keputusan analisa proses pengecutan untuk agregat bentuk bersudut	69
4.9	Keputusan analisa proses pengecutan untuk agregat bentuk berkiub	70
4.10	Keputusan analisa proses pengecutan untuk agregat bentuk memanjang	71
4.11	Keputusan analisa proses pengecutan dengan nilai parameter $R = 7$, $U = 3$.	73
4.12	Graf Momen Hu 1 melawan nombor agregat	74
4.13	Graf Momen Hu 2 melawan nombor agregat	75

4.14	Graf Momen Hu 3 melawan nombor agregat	75
4.15	Graf Momen Hu 4 melawan nombor agregat	76
4.16	Graf Momen Hu 5 melawan nombor agregat	76
4.17	Graf Momen Hu 6 melawan nombor agregat	77
4.18	Graf Momen Hu 7 melawan nombor agregat	77
4.19	Graf Momen Hu 1P melawan nombor agregat	80
4.20	Graf Momen Hu 2P melawan nombor agregat	80
4.21	Graf Momen Hu 3P melawan nombor agregat	81
4.22	Graf Momen Hu 4P melawan nombor agregat	81
4.23	Graf Momen Hu 5P melawan nombor agregat	82
4.24	Graf Momen Hu 6P melawan nombor agregat	82
4.25	Graf Momen Hu 7P melawan nombor agregat	83
4.26	Graf Momen Zernike Z00 melawan nombor agregat	86
4.27	Graf Momen Zernike Z11 melawan nombor agregat	86
4.28	Graf Momen Zernike Z20 melawan nombor agregat	87
4.29	Graf Momen Zernike Z22 melawan nombor agregat	87
4.30	Graf Momen Zernike Z31 melawan nombor agregat	88
4.31	Graf Momen Zernike Z33 melawan nombor agregat	88
4.32	Graf Momen Zernike Z40 melawan nombor agregat	89
4.33	Graf Momen Zernike Z42 melawan nombor agregat	89
4.34	Graf Momen Zernike Z44 melawan nombor agregat	90
4.35	Graf Momen Zernike ZC melawan nombor agregat	90
4.36	Graf Momen Zernike Z00P melawan nombor agregat	94
4.37	Graf Momen Zernike Z11P melawan nombor agregat	94
4.38	Graf Momen Zernike Z20P melawan nombor agregat	95

4.39	Graf Momen Zernike Z22P melawan nombor agregat	95
4.40	Graf Momen Zernike Z31P melawan nombor agregat	96
4.41	Graf Momen Zernike Z33P melawan nombor agregat	96
4.42	Graf Momen Zernike Z40P melawan nombor agregat	97
4.43	Graf Momen Zernike Z42P melawan nombor agregat	97
4.44	Graf Momen Zernike Z44P melawan nombor agregat	98
4.45	Graf Momen Zernike ZCP melawan nombor agregat	98
4.46	Prestasi sistem pengecamaman menggunakan data latihan dengan nilai lelaran sebanyak 100	101
4.47	Prestasi sistem pengecamaman menggunakan data ujian dengan nilai lelaran sebanyak 100	102
4.48	Prestasi sistem pengecamaman menggunakan data latihan dengan nilai nod tersembunyi sebanyak 1	104
4.49	Prestasi sistem pengecamaman menggunakan data ujian dengan nilai nod tersembunyi sebanyak 1	104
4.50	Prestasi sistem pengecamaman menggunakan data latihan dengan nilai nod tersembunyi sebanyak 17	105
4.51	Prestasi sistem pengecamaman menggunakan data ujian dengan nilai nod tersembunyi sebanyak 17	105
4.52	Prestasi sistem pengecamaman menggunakan data latihan dengan nilai nod tersembunyi sebanyak 49	106
4.53	Prestasi sistem pengecamaman menggunakan data ujian dengan nilai nod tersembunyi sebanyak 49	106

SENARAI JADUAL

	Muka surat
4.1 Pengecaman menggunakan data latihan	109
4.2 Pengecaman menggunakan data ujian	109



PTTA UTHM
PERPUSTAKAAN TUNKU TUN AMINAH

TERJEMAHAN ISTILAH

Bahasa Inggeris	Bahasa Melayu
Activation function	Fungsi pengaktifan
Actual output	Keluaran sebenar
Aggregate	Agregat / Batu baur
Algorithm	Algoritma
Angular	Bersudut
Back propagation	Perambatan balik
Bleeding	Penjujuhan
Central moment	Momen pusat
Coding	Pengkodan
Combination	Kombinasi
Concrete	Konkrit
Conventional	Lazim
Convergence	Penumpuan
Conveyer belt	Sabuk penyampai
Cubical	Berkubi
Digital filtering	Penuras digital
Digitization	Pendigitan
Discriminant analysis	Analisis diskriminan
Download	Muat turun
Edge detection	Pengesan pinggir
Elongated	Memanjang
Entropy	Entropi

Features extraction	Pengekstrakan ciri-ciri
Filtering	Penurasan
Flaky	Berkeping
Flaky&Elongated	Berkeping&Memanjang
Forgetting factor	Faktor pelupa
Fourier description	Perihalan fourier
Framegrabber	Pemegang bingkai
Good shaped	Bentuk elok
Gradient matrix	Matriks kecerunan
Gray level	Paras kelabu
Growing	Perembuhan
Hardware set-up	Susun atur perkakasan
Hidden node	Nod tersembunyi
Hu's Moment	Momen Hu
Hybrid multilayered perceptron	Hibrid berbilang lapisan perceptron
Image features	Ciri-ciri Imej
Image processing	Pemprosesan imej
Indicator	Penunjuk
Intelligent classification system	Sistem pengkelasian pintar
Intensity	Keamatan
Interface	Antara muka
Interpretation	Interpretasi
Interrupt	Gangguan
Invariance	Ketakvarianan
Irregular	Tak sekata

Iteration / Epoch	Lelaran
Keypad	Pad kekunci
K-mean	Purata-K
Learning algorithm	Algoritma pembelajaran
Lighting	Pencahayaan
Map	Peta
Memory	Ingatan
Microcontroller	Mikro pengawal
Modified recursive prediction error	Ralat ramalan berulang terubahsuai
Moment	Momen
Moving K-mean	Purata-K boleh gerak
Multilayered perceptron	Perceptron berbilang lapisan
Network structure	Struktur rangkaian
Neural network	Rangkaian neural
Noise	Hingar
Order	Tertib
Origin	Awalan
Original	Asal
Particle	Zarah
Performance	Prestasi
Perimeter	Ukurlilit
Pixel	Piksel
Placement	Penempatan
Poor shaped	Bentuk buruk
Power down circuit	Litar pemutus kuasa

Predicted output	Keluaran ramalan
Preprocessing	Pra-pemprosesan
Quantization	Pengkuantuman
Read/write	Baca/tulis
Real Time	Masa sebenar
Recursive prediction error	Ralat ramalan berulang
Root histogram	Histogram punca
Rotation	Putaran
Sampling	Pensampelan
Seed based region growing	Pertumbuhan kawasan secara titik benih
Segment	Meruas
Shape	Bentuk
Shrinking	Pengecutan
Single chip computer	Komputer chip tunggal
Size	Saiz
Solid	Padu
Strength	Kekuatan
Surface texture	Tekstur permukaan
Testing phase	Fasa ujian
Threshold	Ambang
Thresholding	Pengambangan
Timer	Jam
Tone	Ton
Training phase	Fasa latihan
Translation	Peralihan

Trend	Trend
User interface	Paparan pengguna
Weight	Pemberat
Workability	Kebolehkerjaan
Zernike Moment	Momen Zernike



PTTA UTHM
PERPUSTAKAAN TUNKU TUN AMINAH

SINGKATAN ISTILAH

BP	Back Propagation
HMLP	Hybrid Multilayered Perceptron
MLP	Multilayered Perceptron
Moving K-mean	MKM
MRPE	Modified Recursive Prediction Error
RPE	Recursive Prediction Error
SBRG	Seed Based Region Grow



PTTA UTHM
PERPUSTAKAAN TUNKU TUN AMINAH

SENARAI PENERBITAN & SEMINAR

Jurnal

1. Mat-Isa, N. A., Joret, A., Ali, A. N., Zamli, K. Z., and Azizli, K. A. (2005). Application of Artificial Neural Networks to Classify the Shape of Aggregate. WSEAS Trans. on System. Issue 6, Vol. 4, pp. 846-853.

Seminar Antarabangsa

2. Joret, A., Abu-Hassan, H., Mat-Isa, N. A., Ali, A. N., Azizli, K. A., Zamli, K. Z., and Al-Batah, M. S. M. (2005). Pilot Study on Classifying the Aggregate Shape with Neural Network. The Int. Conf. on Robotics, Vision, Information, and Signal Processing (ROVISIP2005). Penang, Malaysia. pp. 881-885.
3. Joret, A., Mat-Isa, N. A., Ali, A. N., Zamli, K. Z., Azizli, K. A., and Al-Batah, M. S. M. (2005). Classifying the Shape of Aggregate using Hybrid Multilayered Perceptron Network. 9th WSEAS International Conference on Systems (ICS 2005). Vouliagmeni, Athens, Greece. pp. 497-514.
4. Al-Batah, M. S. M., Mat-Isa, N. A., Azizli, K. A., Ali, A. N., and Joret, A. (2005). A Review on 3D Object Representation And Recognition. Brunei Int. Conf. on Engineering and Technology 2005 (BICET2005), Brunei. pp. 167-176

SISTEM PINTAR PENGECAAMAN BENTUK AGREGAT BERASASKAN

RANGKAIAN NEURAL

ABSTRAK

Penghasilan sesebuah konkrit bergantung kepada kandungan agregat (batu baur) yang terkandung di dalam konkrit tersebut. Bentuk agregat-agregat yang terdapat di dalam konkrit dikatakan mempengaruhi kualiti konkrit yang akan dihasilkan. Agregat yang mempunyai bentuk yang dikatakan elok (well-shaped) akan menghasilkan konkrit yang bermutu tinggi dengan mengurangkan kadar air kepada simen di dalam konkrit. Sebaliknya, bentuk agregat-agregat yang buruk (poor-shaped) selalunya menyebabkan penghasilan sesebuah konkrit itu memerlukan kadar air kepada simen yang tinggi. Kebiasaannya, kualiti sesebuah konkrit ditentukan dengan mengira kadar peratusan kandungan agregat yang elok kepada agregat yang buruk yang terkandung di dalam konkrit. Masalah penentuan secara manual ini ialah lambat, terlalu subjektif dan memerlukan tenaga buruh yang ramai, sekaligus menyebabkan tidak efektif dan mahal. Dalam usaha untuk mengurangkan masalah ini, penyelidikan yang dilakukan telah memfokuskan kepada pembangunan sistem pengecaman pintar bentuk agregat berdasarkan rangkaian neural. Sistem yang dibangunkan menggunakan teknik pemprosesan imej digital dan rangkaian neural untuk mengkelaskan bentuk-bentuk agregat yang diperolehi kepada dua kategori, "elok" dan "buruk". Sistem ini merangkumi dua bahagian utama iaitu pengekstrakan ciri-ciri imej dan pengecaman. Dalam bahagian pengekstrakan ciri-ciri imej, ciri-ciri yang dipertimbangkan ialah momen Zernike, momen Hu, saiz dan ukurlilit. Pengekstrakan ciri-ciri momen Zernike dan momen Hu dikira berdasarkan kepada saiz dan ukurlilit objek. Disebabkan momen Hu peringkat tinggi lebih sensitif kepada hingar, maka hanya momen Hu peringkat pertama dan kedua sahaja

digunakan. Bagi ciri momen Zernike pula, nilai momen yang digunakan ialah jumlah penambahan nilai momen Zernike dari tertib 0 hingga tertib 4 kerana ia memberikan keputusan perkelompokan yang lebih baik. Dalam bahagian pengecaman, rangkaian neural yang dibangunkan ialah rangkaian hibrid berbilang lapisan perceptron (HMLP). Rangkaian tersebut telah dilatih menggunakan algoritma ralat ramalan berulang terubahsui (MRPE) dan memberikan prestasi pengecaman sebanyak 85.53%. Ini membuktikan sistem pengecaman bentuk agregat secara automatik yang dibangunkan berjaya mengkelaskan bentuk-bentuk agregat kepada dua kategori iaitu "elok" dan "buruk". Sebagai langkah awal untuk menghasilkan sistem pengecaman bentuk agregat mudah alih, sistem pengecaman menggunakan mikro pengawal juga telah dihasilkan dan dibuktikan keberkesanan dan kebolehpercayaannya. Sistem pengecaman yang berasaskan mikro pengawal ini telah menghasilkan peratus pengecaman yang sama nilainya dengan peratus pengecaman yang diperolehi menggunakan komputer peribadi.



INTELLIGENT SHAPE CLASSIFICATION SYSTEM OF AGGREGATE BASED ON NEURAL NETWORKS

ABSTRACT

Production of concrete depends on the aggregates characteristics. The shape of aggregates reflects the quality of concrete produced. The well-shaped aggregates are said to produce high quality concrete by reducing water to cement ratio. On the contrary, poor-shaped aggregates often require higher water to cement ratio in concrete production. Conventionally, the quality of concrete is determined by calculating the ratio of well-shaped aggregate to poor-shaped aggregate contained in concrete. This procedure is slow, highly subjective and laborious, which is inefficient and expensive. In order to overcome these problems, this study has been done to focus on the development of an Intelligent Shape Classification System of Aggregate Based on Neural Network. The developed system use digital image processing technique and neural network to classify the aggregates into two categories well-shaped and poor-shaped. The system has two main components, the features extraction and classification. In the features extraction part, Zernike moment, Hu's moment, area and perimeter have been considered. The extractions of Zernike moment and Hu's moment have been calculated based on object's mass and boundary. The Hu's moment were selected for first order and second order since the higher orders are more sensitive to noise. For Zernike moment, the value used was the sum of the moment calculated from order 0 to 4. The Zernike values have been combined since it gave the better clustering results. For the classification part, the Hybrid Multilayered Perceptron Network (HMLP) has been developed. The network has been trained using Modified Recursive Prediction Error (MRPE) and produced classification performance as high as 85.53%. This shows that the automatic aggregate classification

system developed successfully classified the aggregates into two categories, known as well-shaped and poor-shaped. As a first step to produce a portable classification system of aggregate's shape, a classification system using microcontroller has been developed and proven its effectiveness and reliability. This microcontroller based classification system produced same classification performance as obtained by personal computer.



PTTA UTHM
PERPUSTAKAAN TUNKU TUN AMINAH

BAB 1

PENGENALAN

1.1 Pengenalan

Penghasilan agregat / batu baur (*aggregate*) selepas proses penghancuran batu-batu di kuari boleh dibahagikan kepada 6 jenis. Keenam-enam jenis ini dikenali sebagai bersudut (*angular*), berkiub (*cubical*), memanjang (*elongated*), berkeping (*flaky*), berkeping&memanjang (*flaky&elongated*) dan tak sekata (*irregular*). Daripada 6 jenis bentuk ini, agregat-agregat tersebut boleh dibahagikan lagi kepada 2 kategori utama, iaitu "elok" yang terdiri daripada agregat-agregat yang berbentuk bersudut dan berkiub dan juga "buruk" yang terdiri daripada agregat-agregat berbentuk memanjang, berkeping, berkeping&memanjang dan tak sekata.

Bentuk agregat-agregat mempunyai kesan ke atas kualiti konkrit (*concrete*) yang dihasilkan. Penggunaan agregat-agregat yang berbentuk elok di dalam penghasilan konkrit akan meningkatkan kualiti keseluruhan konkrit tersebut memandangkan terjadinya pengurangan kadar air terhadap simen di dalamnya. Penggunaan agregat jenis ini juga boleh mengurangkan kos pengeluaran dan penempatan (*placement*) konkrit dan meningkatkan kebolehkerjaannya (*workability*) (Hudson, 1995).

Disebabkan pengaruhnya yang besar di dalam penghasilan konkrit, maka agregat perlu dikenalpasti kumpulan mereka untuk menentukan kualiti konkrit yang dihasilkan. Secara lazim (*conventional*), agregat ini diasingkan secara manual. Kaedah ini adalah lambat, terlalu subjektif dan memerlukan tenaga buruh yang ramai. Maka, ia tidak efektif dan memerlukan kos operasi yang tinggi. Oleh sebab itu, dalam menangani masalah tersebut, penyelidikan ini telah mencadangkan satu sistem pengelasan pintar (*intelligent classification system*) bentuk agregat menggunakan rangkaian neural.

1.2 Pengecaman Bentuk Agregat Menggunakan Rangkaian Neural

Memandangkan keperluan untuk mengasingkan agregat-agregat yang hendak digunakan dalam pembuatan konkrit boleh meningkatkan pengeluaran konkrit yang berkualiti tinggi, pengelasan agregat tersebut perlu dipertingkatkan. Ini secara langsung membolehkan penghasilan konkrit yang bermutu tinggi dapat direalisasikan pada kadar yang cepat dan menjimatkan. Di dalam usaha ini, sistem pengecaman pintar bentuk agregat secara automatik boleh dipertimbangkan.

Di dalam menentukan bentuk (*shape*) dan saiz (*size*) agregat, Maerz telah menggunakan pemprosesan imej digital (Maerz, 1998, 1999, 2004). Beliau telah mencadangkan sistem pengukuran baru untuk agregat yang dipanggil WinShape. Selain itu, Mora dan Kwan (2000) telah membuat penyelidikan untuk menjelajahi kemungkinan penggunaan pemprosesan imej digital dalam teknologi konkrit. Mereka telah menyiasat keperluan penggunaan pemprosesan imej digital kepada analisa saiz dan bentuk zarah (*particle*) agregat. Penyelidikan ini juga mencadangkan penggunaan pemprosesan imej di dalam sistem yang dibangunkan. Pemprosesan imej digital ini dibangunkan bertujuan untuk menganalisa imej digital tersebut sehingga ciri-ciri imej (*image features*) diperolehi.

Proses pengecaman dan pengelasan dilakukan menggunakan rangkaian neural. Kaedah rangkaian neural dicadangkan kerana telah terbukti mampu menjalankan proses pengelasan dan pengecaman. Selain banyak digunakan dalam bidang pemprosesan imej digital (Sankupellay & Selvanathan, 2002, Mamat & Mashor, 2001, Long *et al.*, 1999) dan pengecaman objek tiga dimensi (Mashor *et al.*, 2004, Osman *et al.*, 2004, Ham & Park, 1999), juga telah digunakan di dalam bidang-bidang seperti pengelasan data (Pardo *et al.*, 2000, Schmitz & Aldrich, 1999, Kuo & Cohen, 1999), pengenalpastian dan kawalan sistem (Mashor, 2001, 2000, Radhakrisnan &

Mohamed, 2000, Anders & Korn, 1999) dan perubatan (Ng *et al.*, 2001, Li & Najarian, 2001).

Sistem pengecaman bentuk agregat berasaskan rangkaian neural yang dicadangkan terbahagi kepada dua komponen utama. Komponen-komponen tersebut ialah pemrosesan imej digital dan pengecaman berasaskan rangkaian neural. Komponen pemrosesan imej digital adalah komponen yang bertanggungjawab untuk mengekstrak ciri-ciri imej agregat yang hendak dicam, manakala komponen pengecaman yang menggunakan rangkaian neural hibrid berbilang lapisan perceptron (*Hybrid Multilayered Perceptron, HMLP*) akan melakukan proses pengecaman menggunakan ciri-ciri tersebut.

1.3 Objektif dan Skop Penyelidikan

Objektif utama penyelidikan ini ialah membina satu sistem pengecaman pintar bentuk agregat menggunakan rangkaian neural. Sistem pengecaman ini akan melakukan pengecaman berdasarkan imej digital agregat yang diambil menggunakan kamera peranti cas terganding atau CCD dengan resolusi 640 x 480 piksel. Sistem pengecaman pintar ini akan melakukan pengecaman secara automatik. Sistem ini hanya memerlukan imej digital agregat yang hendak dicamkan, di mana pengecaman yang dilakukan terbahagi kepada dua kelas yang dikenali sebagai bentuk "elok" dan bentuk "buruk".

Terdapat dua komponen utama di dalam sistem pengecaman pintar yang dibangunkan iaitu komponen pemrosesan imej digital dan komponen pengecaman. Komponen pemrosesan imej digital bertujuan untuk menganalisa dan mengekstrak ciri-ciri imej digital agregat. Kemudian, ciri-ciri ini akan digunakan oleh rangkaian neural untuk melakukan proses pengecaman.

Komponen pemprosesan imej digital terbahagi kepada dua bahagian utama iaitu pra-pemprosesan (*preprocessing*) imej dan pengekstrakan ciri-ciri (*features extraction*) imej digital agregat. Pra-pemprosesan imej terbahagi kepada tiga bahagian yang dikenali sebagai pengambangan (*thresholding*), pertumbuhan (*growing*) dan pengecutan (*shrinking*) kawasan secara titik benih. Dalam proses pengambangan, algoritma purata-K boleh gerak (*Moving K-mean, MKM*) telah digunakan sebagai kaedah untuk menentukan nilai ambang (*threshold*) secara automatik. Untuk proses pertumbuhan dan pengecutan kawasan secara titik benih, proses tersebut dilakukan untuk menghasilkan imej yang padu (*solid*) pada objek iaitu agregat dan latarbelakang imej. Pra-pemprosesan ini dilakukan adalah untuk menyediakan imej yang baik dari segi beza jelas (*contrast*) sebelum proses pengekstrakan ciri imej dilakukan.

Objektif bahagian pengekstrakan ciri imej ialah mengekstrak ciri-ciri imej digital agregat yang tertentu yang boleh membezakan antara dua kelas tersebut. Terdapat banyak ciri-ciri imej agregat yang boleh digunakan untuk sistem pengecaman ini. Walaubagaimanapun, penyelidikan ini akan menggunakan empat jenis ciri sahaja iaitu momen Zernike (*Zernike Momen*), momen Hu (*Hu's Momen*), saiz dan ukurlilit (*perimeter*) agregat. Dalam mengekstrak momen Zernike dan momen Hu, dua jenis pengekstrakan yang dilakukan iaitu pengekstrakan berdasarkan saiz dan ukurlilit agregat tersebut.

Momen Zernike yang telah diekstrak ini, iaitu dari tertib (*order*) sifar hingga empat akan ditambah nilainya menjadi satu kombinasi (*combination*) momen Zernike. Manakala untuk momen Hu pula, momen yang digunakan dihadkan kepada dua tertib sahaja, iaitu tertib pertama dan kedua. Ini bermakna pengekstrakan ciri imej agregat yang dilakukan akan menghasilkan lapan ciri imej iaitu, dua jenis momen Zernike, dua jenis momen Hu tertib pertama dan kedua, saiz dan ukurlilit.

Objektif komponen pengecaman adalah untuk mengkelaskan agregat kepada dua kelas. Bagi tujuan ini, penyelidikan ini menggunakan rangkaian neural yang dikenali sebagai rangkaian hibrid berbilang lapisan perceptron. Rangkaian neural ini, dilatih menggunakan algoritma yang dikenali sebagai ralat ramalan berulang terubahsuai (*modified recursive prediction error, MRPE*).

Kesemua komponen pemprosesan imej digital, pengekstrakkan ciri dan pengecaman telah dibangunkan dalam persekitaran komputer peribadi menggunakan program C++ Builder 6. Selain sistem berasaskan komputer peribadi, sistem pengecaman ini juga dibangunkan menggunakan mikro pengawal (*microcontroller*). Implementasi mikro pengawal di dalam komponen pengecaman, adalah juga berasaskan kepada kaedah pengecaman rangkaian *HMLP*. Objektif penggunaannya adalah sebagai langkah awal di dalam membangunkan sistem pengecaman bentuk agregat yang mudah alih. Segala nilai parameter, pemberat (*weight*) dan ambang rangkaian *HMLP* tersebut yang berasaskan mikro pengawal akan diambil daripada rangkaian yang telah dibangunkan berasaskan komputer peribadi.

1.4 Garis Panduan Tesis

Secara keseluruhannya, tesis ini mengandungi 5 bab. Bab 1 adalah bab pengenalan yang akan menerangkan secara ringkas mengenai penyelidikan yang akan dijalankan. Penerangan merangkumi latarbelakang, objektif dan skop penyelidikan.

Bab 2 adalah bab kajian ilmiah dan akan memulakan penerangannya tentang agregat yang diperlukan dalam sistem pengecaman pintar ini. Seterusnya perbincangan akan meliputi imej digital dan sistem pemprosesan imej digital. Bahagian pemprosesan imej digital akan menerangkan proses pengambangan yang mengandungi perbincangan tentang perkelompokan *MKM*, proses pertumbuhan dan proses pengecutan kawasan

secara titik benih. Di akhir bab ini akan diterangkan pula tentang kajian sebelum ini berkenaan pengecaman bentuk yang menggunakan neural hibrid berbilang lapisan perceptron.

Bab 3 akan menerangkan kaedah implementasi penyelidikan ini. Bab ini terbahagi kepada 3 bahagian iaitu susun atur perkakasan (*hardware set-up*), pemprosesan imej dan pengecaman. Bahagian susun atur perkakasan akan menjelaskan sistem pengimejan yang telah dicadangkan untuk proses perolehan imej. Bahagian pemprosesan imej pula menerangkan kaedah pemprosesan imej yang telah dilakukan sehingga ciri imej yang sesuai diperolehi. Akhir sekali, kaedah pengecaman menggunakan rangkaian *HMLP* akan diterangkan.

Dalam Bab 4, analisa keputusan yang telah diperolehi akan dibincangkan. Analisa-analisa tersebut bermula daripada pemilihan nilai ambang, pemilihan jarak radius untuk proses pertumbuhan dan pengecutan kawasan secara titik benih, pemilihan tertib momen Hu dan momen Zernike dan akhir sekali tentang prestasi (*performance*) sistem pengecaman yang meliputi sistem yang berasaskan mikro pengawal.

Bab 5 merupakan bab terakhir di dalam tesis ini yang menerangkan keputusan dan ulasan yang diperolehi dalam bab sebelumnya. Cadangan berkaitan penyelidikan lanjutan yang boleh dilaksanakan pada masa hadapan mengakhiri bab ini.

BAB 2

KAJIAN ILMIAH

2.1 Pengenalan

Bab ini akan membincangkan kajian asas dan teori yang berkaitan tentang pengecaman bentuk yang digunakan dalam penyelidikan ini. Antara topik-topik yang akan dibincangkan adalah pemrosesan imej digital dan sistem pengecaman bentuk yang merupakan dua komponen penting di dalam penyelidikan ini. Di bawah topik pemrosesan imej digital, huraian tentang tiga komponen yang terlibat seperti yang digunakan di dalam penyelidikan ini akan diberikan. Tiga komponen tersebut adalah proses pengambangan, pertumbuhan dan pengecutan. Bagi sistem pengekstrakan ciri yang juga terkandung di dalam sistem pemrosesan imej digital tersebut, huraian tentang teknik pengekstrakan momen Zenike dan momen Hu akan dibincangkan. Di bawah topik sistem pengecaman, huraian akan lebih tertumpu kepada rangkaian neural HMLP.

Kajian tentang sistem yang berdasarkan mikro pengawal dalam bidang pengecaman objek juga diterangkan. Kajian tentang mikro pengawal ini meliputi rangkaian asas sistem tersebut dan juga penggunaannya yang telah dibuat dalam bidang pengecaman objek ini.

2.2 Agregat

Agregat merupakan salah satu bahan yang digunakan untuk membuat konkrit. Agregat dikatakan memenuhi lebih daripada 70% kandungan dalam konkrit. Menurut Steven dan William (1994; Hudson, 1996), kuantiti agregat memberi kesan terhadap kebolehkerjaan, tekstur permukaan (*surface texture*) dan penjujuhan (*bleeding*) konkrit

yang hendak dihasilkan. Dalam pengiraan kadar air terhadap simen di dalam pembinaan konkrit, jumlah penggunaan simen boleh dikurangkan apabila saiz maksimum agregat dipertingkatkan. Walaubagaimanapun, tren (*trend*) masa kini lebih menekankan kepada bentuk dan tekstur permukaan agregat yang mana faktor-faktor ini memberikan kesan kepada konkrit yang dibina. Menurut Hudson (1995), peningkatan bentuk agregat telah terbukti sebagai faktor utama dalam pengurangan kadar air kepada simen yang diperlukan untuk menghasilkan sesebuah konkrit. Menurut beliau lagi, kehadiran agregat berbentuk buruk yang melebihi 15 peratus daripada jumlah keseluruhan agregat perlu dielakkan kerana ia memberi kesan terhadap kualiti konkrit yang dibina. Oleh kerana bentuk sesebuah agregat yang akan digunakan di dalam pembuatan konkrit akan mempengaruhi kekuatan (*strength*), kebolehkerjaan dan kos akhir konkrit tersebut, adalah wajar penggunaannya diberikan perhatian.

Terdapat pelbagai jenis atau bentuk agregat selepas proses penghasilannya di kuari. Tetapi tidak semua jenis agregat tersebut boleh menghasilkan konkrit yang berkualiti tinggi. Agregat tersebut dikelaskan mengikut bentuk-bentuknya seperti bersudut, berkiub, berkeping, memanjang, berkeping&memanjang dan tak sekata. Rajah 2.1 menunjukkan contoh bentuk-bentuk agregat tersebut. Daripada keenam-enam jenis agregat ini, hanya dua jenis sahaja yang dikenali sebagai bentuk yang sesuai digunakan dalam menghasilkan konkrit yang bermutu tinggi. Dua jenis agregat tersebut yang dikategorikan sebagai agregat yang berbentuk elok (*well-shaped*) adalah bersudut dan berkiub. Agregat-agregat yang berbentuk buruk (*poor-shaped*) pula terdiri daripada jenis-jenis memanjang, berkeping, berkeping&memanjang dan tak sekata.



Rajah 2.1 Jenis-jenis agregat

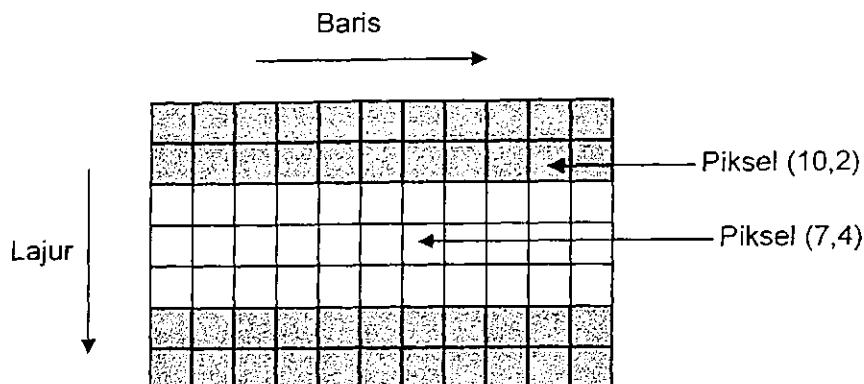
2.3 Imej Digital

Imej adalah gabungan tatasusunan-tatasusunan bayangan dan warna. Tatasusunan bayangan ini berubah daripada cerah kepada gelap manakala tatasusunan warna berubah daripada merah kepada kuning dan seterusnya kepada biru (Baxes, 1994). Imej yang terbina daripada gabungan tersebut dikenali sebagai imej ton (*tone*) berterusan. Dalam penyelidikan ini, penumpuan hanya akan diberikan kepada imej ton berterusan yang menggunakan konsep skala atau paras kelabu (*gray level*) yang berubah daripada hitam kepada kelabu dan seterusnya kepada putih. Selain itu juga, penyelidikan ini akan menumpukan kajian terhadap imej di dalam bentuk digital sahaja.

Imej digital terdiri daripada satu matriks nombor digital yang boleh disimpan di dalam ingatan (*memory*) dan diproses menggunakan komputer (Jahne, 1997). Untuk mendapatkan imej digital, imej ton berterusan perlu melalui proses pendigitan (*digitization*) imej (Baxes, 1994, Teuber, 1993). Proses yang terlibat dalam pendigitan imej adalah proses pensampelan (*sampling*) dan pengkuantuman (*quantization*). Proses pensampelan adalah proses mensampelkan keamatan (*intensity*) imej ton berterusan kepada lokasi tertentu iaitu kepada titik-titik individu imej tersebut berdasarkan kepada kecerahannya. Proses pengkuantuman pula adalah proses mentakrifkan kecerahan titik-titik tersebut ke dalam bentuk nilai digital dan setiap sampel yang telah terkuantum ini dinamakan sebagai elemen gambar atau piksel (*pixel*).

Setiap paras kecerahan yang telah ditakrifkan di dalam bentuk digital dirujuk sebagai skala atau paras kelabu. Bilangan paras kelabu untuk setiap imej bergantung kepada bilangan bit pengkuantuman yang digunakan (Baxes, 1994). Di dalam penyelidikan ini, analisa imej adalah difokuskan kepada imej digital dengan 256 paras kelabu, iaitu imej digital dengan 8 bit pengkuantuman. Paras kelabu 0 mewakili nilai hitam dan paras kelabu 255 mewakili nilai putih. Manakala nilai paras kelabu 1 hingga 254 mewakili perubahan ton paras kelabu daripada hitam kepada putih.

Imej biasanya disampel di dalam tatasusunan dua dimensi dimana setiap piksel berkoordinat (x,y) . Rajah 2.2 menunjukkan imej dengan saiz 11×7 piksel. Koordinat x mewakili lokasi piksel di dalam baris dan koordinat y mewakili lokasi piksel di dalam lajur. Setiap koordinat ini mempunyai nilai digital tersendiri yang mewakili nilai paras kelabu. Contohnya piksel $(7,4)$ mempunyai nilai paras kelabu 255 dan piksel $(10,2)$ mempunyai paras kelabu 128.



Rajah 2.2 Contoh imej digital.

2.4 Pemprosesan Imej Digital

Pemprosesan imej digital adalah satu teknik memanipulasikan imej digital dengan menggunakan komputer. Menggunakan teknik ini, objek di dalam sesuatu imej boleh dianalisa dan dikira selepas ia diasingkan daripada latarbelakang imej tersebut. Antara operasi yang sering dilakukan dalam teknik ini termasuklah penurasan (*filtering*), pensampelan, pengkodan (*coding*), dan pengekstrakan ciri (Belkasim, 2005(a), (b)).

2.4.1 Pengambangan

Peruasan imej melalui kaedah pengambangan adalah satu teknik mudah dan melibatkan anggapan asas bahawa objek dan latarbelakang dalam imej digital mempunyai perbezaan nilai taburan paras kelabu yang ketara (Sahoo et al., 1992). Proses pengambangan digunakan di dalam pemprosesan imej digital untuk membezakan antara objek dan latarbelakang di dalam sesuatu imej. Operasi proses ini melibatkan pemilihan satu nilai parameter tertentu sebagai rujukan. Semua nilai piksel di dalam sesuatu imej digital yang melebihi nilai ini akan diberikan nilai paras kelabu 0, manakala piksel yang bernilai kurang daripadanya akan diberikan nilai 1 atau sebaliknya.

Proses pengambangan boleh dilakukan secara manual atau automatik. Jika nilai ambang dimasukkan secara manual, proses pengambangan ini dikenali sebagai pengambangan secara manual. Proses pengambangan yang mampu memilih nilai ambang secara automatik menggunakan algoritma (*algorithm*) tertentu pula dikenali sebagai pengambangan secara automatik. Di antara contoh kaedah pengambangan secara automatik ialah kaedah iterasi (*iteration*) (Riddler & Calvard, 1978, Trussell, 1979), kaedah analisis diskriminan (*discriminant analysis*) (Otsu, 1979), kaedah berasaskan entropi (*entropy*) (Kapur et al., 1985) dan histogram punca (*root histogram*) (Farag & Delp, 1986).

Selain daripada kaedah pengambangan tersebut di atas, algoritma perkelompokan untuk mencari nilai ambang secara automatik juga boleh digunakan. Algoritma perkelompokan yang sering digunakan dalam teknik perusaan imej ialah purata-K (*K-mean*) (Ghafar et al., 2002, Zhang & Wang, 200, Chen et al., 1998). Di dalam penyelidikan yang dilakukan oleh Mat-Isa, beliau telah menggunakan perkelompokan MKM sebagai teknik perusaan kawasan imej palitan Pap yang terbukti lebih baik berbanding teknik perkelompokan yang lain (Mat-Isa, 2002).

2.4.2 Perkelompokan Purata-K Boleh Gerak

Perkelompokan merujuk kepada teknik untuk membentuk kumpulan-kumpulan objek atau kelompok. Sifat-sifat objek dalam satu kumpulan menyerupai satu sama lain dan berbeza dengan sifat-sifat objek dari kumpulan yang lain. Di dalam bidang pemprosesan imej kaedah perkelompokan sering digunakan sebagai cara meruas (*segment*) kawasan yang dikehendaki pada sesuatu imej.

Pertimbangkan satu imej dengan $N_b \times N_l$ (b dan l masing-masing adalah bilangan baris dan lajur imej) yang akan dikelompokkan kepada n_c kawasan. Katakan $p(x,y)$ adalah piksel yang akan dikelompokan dan C_i adalah pusat ke- j ($x = 1, 2, \dots, N_b$, $y =$

$1,2,\dots,N_l$ dan $j = 1,2,\dots,n_c$). Algoritma perkelompokan MKM yang berdasarkan oleh Mashor(2000) dan digunakan oleh Mat-Isa(2002) untuk proses peruasan imej palitan Pap adalah seperti berikut:

1. Beri nilai awalan kepada semua pusat kelompok dan α_0 , dan setkan $\alpha_a = \alpha_b =$

α_0 (α_0 adalah satu pemalar dengan nilai tipikal diantara $0 < \alpha_0 < \frac{1}{3}$).

2. Umpukkan semua ahli kepada pusat terdekat dan cari lokasi pusat menggunakan persamaan:

$$(C_j) = \frac{1}{n_j} \sum_{y \in C_j} \sum_{x \in C_j} p(x, y); \quad (2.1)$$

3. Semak padanan (*fitness*) untuk setiap pusat menggunakan persamaan:

$$f(C_j) = \sum_{y \in C_j} \sum_{x \in C_j} (\|p(x, y) - C_j\|)^2; \quad j = 1, 2, \dots, n_c; x = 1, 2, \dots, N_b; y = 1, 2, \dots, N_l \quad (2.2)$$

4. Cari C_s dan C_b iaitu masing-masing adalah pusat yang mempunyai nilai $f(\bullet)$ terkecil dan terbesar.

5. Jika $f(C_s) > \alpha_a f(C_b)$,

- 5(i). Umpukkan semua ahli (piksel) C_b kepada C_s jika $p(x, y) < C_b$ iaitu $x, y \in C_b$ dan kekalkan ahli (piksel) lain kepada C_b .

- 5(ii) Kira semula lokasi C_s dan C_b berdasarkan persamaan:

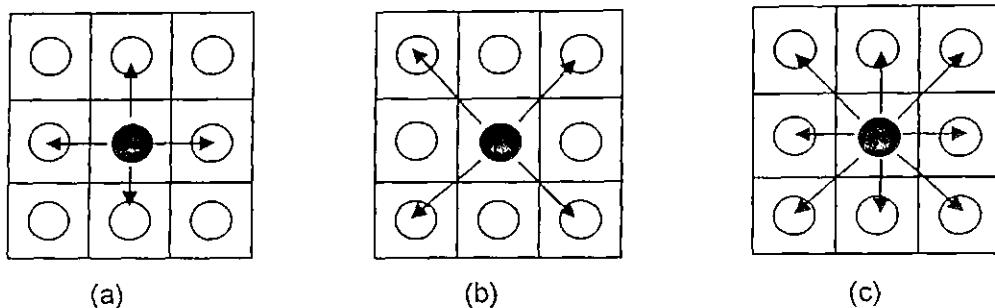
$$\left. \begin{aligned} C_s &= \frac{1}{n_s} \sum_{y \in C_s} \sum_{x \in C_s} p(x, y) \\ C_b &= \frac{1}{n_b} \sum_{y \in C_b} \sum_{x \in C_b} p(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (2.3)$$

Nota: C_s akan membuang ahlinya sebelum langkah 5(i) dan, n_s dan n_b masing-masing adalah bilangan ahli baru bagi C_s dan C_b , selepas pengumpukan semula pada langkah 5(i).

6. Kemaskini nilai α_a berdasarkan $\alpha_a = \alpha_a - \alpha_a/n_c$ dan ulangi langkah (4) dan (5) sehingga $f(C_s) \geq \alpha_a f(C_I)$.
7. Umpukan semula semua piksel kepada pusat terdekat dan kira semula lokasi setiap pusat menggunakan persamaan (2.1).
8. Kemaskini nilai α_a dan α_b masing-masing berdasarkan persamaan $\alpha_a = \alpha_0$ dan $\alpha_b = \alpha_b - \alpha_b/n_c$ dan ulangi Langkah (3) hingga (7) sehingga $f(C_s) \geq \alpha_b f(C_I)$.
9. Sisih pusat tersebut di dalam kedudukan lokasi secara menaik iaitu $C_1 < C_2 < \dots < C_{n_c}$
10. Akhir sekali, umpuk semula semua piksel kepada pusat terdekat untuk meruas imej kepada n_c kawasan yang dikehendaki.

2.4.3 Pertumbuhan Kawasan Secara Titik Benih

Pertumbuhan kawasan adalah kaedah yang biasa dilakukan dalam proses peruasan dalam bidang pemprosesan imej. Ramai penyelidik dalam bidang pemprosesan imej telah mengaplikasikan teknik ini sebagai asas kepada proses peruasan imej (Ngah et al., 2002, Ooi et al., 2000). Teknik pertumbuhan kawasan yang dicadangkan oleh Ooi (Ooi et al., 2000) yang dikenali sebagai pertumbuhan kawasan secara titik benih (*Seed Based Region Grow, SBRG*), merupakan teknik pertumbuhan kawasan yang sangat efektif untuk meruas imej kepada beberapa kawasan homogen yang berbeza atau mengesan pinggir-pinggir kawasan tertentu. Dalam teknik ini, tiga cara pertumbuhan yang mungkin untuk sesuatu titik benih adalah pertumbuhan secara empat jiran sebelah, pertumbuhan secara empat jiran pepenjuru dan pertumbuhan secara lapan jiran sekeliling. Ketiga-tiga cara pertumbuhan tersebut adalah seperti yang ditunjukkan di dalam Rajah 2.3.



Rajah 2.3 Teknik pertumbuhan secara titik benih (a) pertumbuhan secara 4 jiran bersebelahan (b) pertumbuhan secara 4 jiran pepenjuru (c) pertumbuhan secara 8 jiran sekeliling.

2.4.4 Momen Hu

Pertimbangkan satu imej binari digital P bersaiz $X \times Y$ dan $P(x,y)$ mewakili nilai binari piksel dalam imej tersebut pada baris x dan lajur y . Anggapkan nilai bukan sifar mewakili kawasan objek dalam imej tersebut. Momen (*moment*) tertib ($p + q$) yang variar terhadap skala, peralihan (*translation*) dan putaran (*rotation*) diberikan oleh persamaan:

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y x^p y^q P(x, y) \quad (2.4)$$

Ketakvarianan (*invariance*) terhadap peralihan boleh diperolehi dengan menggunakan momen pusat (*central moment*), μ_{pq} iaitu:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y (x - x_c)^p (y - y_c)^q P(x, y) \quad (2.5)$$

di mana

$$x_c = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad (2.6)$$

dan

$$y_c = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (2.7)$$

Pusat momen ternormal, di wakili η_{pq} , adalah:

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r} \quad (2.8)$$

di mana

$$r = \frac{p+q}{2} + 1; \text{ untuk } p+q = 2, 3, \dots \quad (2.9)$$

Berdasarkan kepada momen tertib kedua dan ketiga, Hu (1961, 1962) telah menghuraikan 7 momen yang dikenali sebagai Momen Hu tak varian, dan diberikan oleh persamaan (2.10) hingga (2.16)

$$\varphi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (2.10)$$

$$\varphi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (2.11)$$

$$\varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (2.12)$$

$$\varphi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (2.13)$$

$$\begin{aligned} \varphi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ &\quad (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (2.14)$$

$$\varphi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (2.15)$$

$$\begin{aligned} \varphi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ &\quad [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (2.16)$$

2.4.5 Momen Zernike

Momen Zernike dibentuk berdasarkan satu set polinomial kompleks yang membentuk satu set asas ortogonal lengkap yang ditakrifkan pada unit cakera $x^2 + y^2 \leq 1$ dan boleh diungkapkan sebagai (Belkasim, 2005(a), (b)).:

$$A_{mn} = \frac{m+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} P(x,y) [V_{mn}(x,y)]^* dx dy; \text{ di mana } m = 0, 1, 2, \dots \infty. \quad (2.17)$$

$P(x,y)$ mewakili nilai piksel satu imej selanjar pada koordinat x dan y ,

$V_{mn}(x,y)$ merupakan polinomial Zernike, simbol * menunjukkan kompleks konjugat dan n merupakan satu integer yang memenuhi 2 syarat iaitu:

1. $m - |n| = \text{genap}$
2. $|n| \leq m$

Polinomial Zernike $V_{mn}(x,y)$ boleh diungkapkan dalam koordinat kutub berdasarkan persamaan

$$V_{mn}(r,\theta) = R_{mn}(r) \exp(jn\theta) \quad (2.18)$$

di mana (r,θ) ditakrifkan di atas unit cakera dan $R_{mn}(r)$ adalah polinomial jejarian ortogonal yang diberikan oleh

$$R_{mn}(r) = \sum_{s=0}^{\frac{m-|n|}{2}} (-1)^s F(m,n,s,r) \quad (2.19)$$

di mana

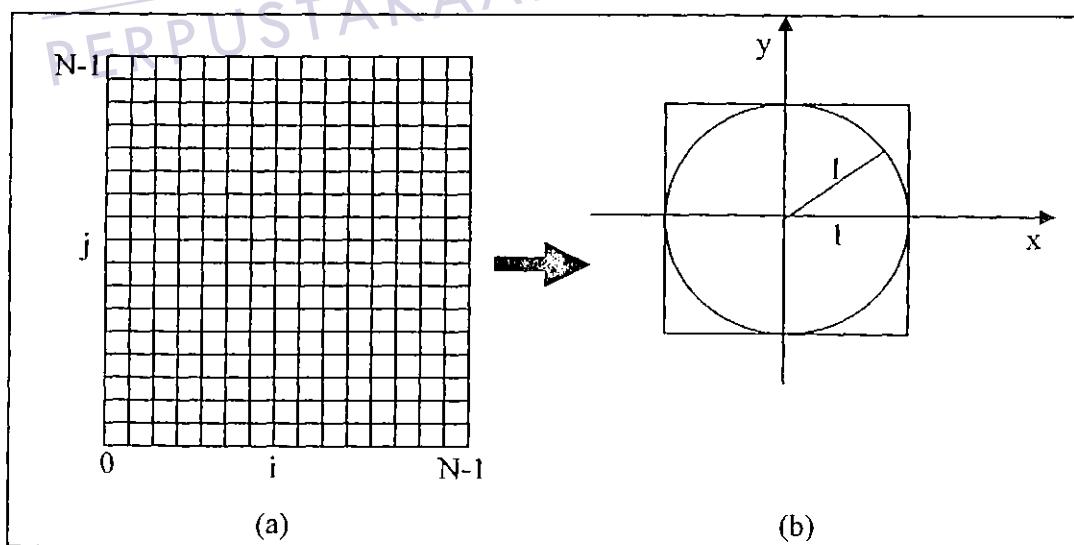
$$F(m,n,s,r) = \frac{(m-s)!}{s! (\frac{m+|n|}{2} - s)! (\frac{m-|n|}{2} - s)!} r^{m-2s} \quad (2.20)$$

Untuk satu imej digital $P(x,y)$, persamaan (2.17) diungkapkan sebagai

$$A_{mn} = \frac{m+1}{\pi} \sum_x \sum_y P(x,y) [V_{mn}^*(x,y)]; \text{ di mana } x^2 + y^2 \leq 1 \quad (2.21)$$

Untuk mengira momen Zernike bagi sesuatu imej $P(x,y)$, imej tersebut (atau kawasan yang dikehendaki) perlu di peta (*map*) pada unit cakera menggunakan koordinat polar, di mana pusat imej tersebut adalah awalan (*origin*) pada unit cakera tersebut. Setiap piksel yang terkeluar daripada unit cakera tidak akan digunakan di dalam pengiraan.

Dalam penyelidikan ini momen Zernike yang telah diperbaiki oleh Bin dan Jia-Xiong (2002) telah dipertimbangkan. Di dalam algoritma yang mereka cadangkan terdapat langkah yang memerlukan pemetaan pusat cakera ke pusat imej. Untuk langkah pemetaan ini, cadangan yang telah dikemukakan oleh Chong dan rakan-rakan telah dirujuk (Chong *et al.*, 2002). Antara langkah-langkah pemetaan tersebut adalah seperti yang ditunjukkan dalam rajah 2.4:



Rajah 2.4 Kaedah Pernormalan Momen Zernike

(a) Ruang koordinat imej diskret bersaiz $(N \times N)$.

(b) Pernormalan koordinat imej menggunakan pemetaan $(0, N-1) \rightarrow (-1, +1)$

Merujuk kepada Rajah 2.4 kebanyakkan koordinat am imej yang dipetakan ke dalam unit cakera tersebut adalah diberi oleh:

$$r_y = \sqrt{x_i^2 + y_j^2} \quad (2.22)$$

$$\theta_y = \tan^{-1}\left(\frac{y_j}{x_i}\right) \quad (2.23)$$

$$x_i = c_1 i + c_2 \quad (2.24)$$

$$y_j = c_1 j + c_2 \quad (2.25)$$

di mana r dan θ adalah magnitud dan sudut yang mewakili piksel asal (*original*) (i,j) yang telah dipetakan kepada nilai (x, y) dengan pemalar-pemalar c_1 dan c_2 .

Merujuk kepada Rajah 2.4,

$$A_{mn} = \frac{m+1}{\pi} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} R_{mn} r(ij) \exp(-jn\theta_y) f(i, j) \quad (2.26)$$

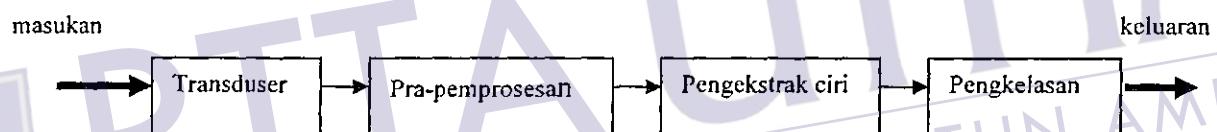
di mana

$$c_1 = \frac{2}{N-1} \quad (2.27)$$

$$c_2 = -1 \quad (2.28)$$

2.5 Sistem Pengecaman Objek

Sistem pengecaman objek adalah satu sistem yang mempunyai keupayaan untuk mengecam dan mengkelaskan satu kumpulan objek ke dalam kelas masing-masing. Di dalam sistem pengecaman objek tersebut, matlamat utama adalah untuk mengekstrak ciri-ciri penting dari sesuatu imej yang hendak dicam supaya satu interpretasi (*interpretation*) atau pemahaman kepada pemandangan imej tersebut boleh dicapai (Belkasim, 2005(a), (b)). Ciri-ciri tersebut akan digunakan sebagai data masukan untuk proses pengkelasian seperti rangkaian neural. Model ringkas satu sistem pengecaman objek adalah seperti yang ditunjukkan pada Rajah 2.5 (Belkasim, 2005(a), (b)) .



Rajah 2.5 Komponen-komponen sistem pengecaman objek.

Transduser digunakan dalam sistem pengecaman adalah bertujuan untuk menukar bentuk objek yang hendak dicam daripada bentuk asal kepada bentuk yang boleh difahami atau digunakan oleh komponen sistem pengecaman yang seterusnya. Kebiasaanya, keluaran kepada transduser ini adalah koleksi informasi digital. Pra-pemprosesan di dalam sistem ini digunakan adalah sebagai peringkat persediaan untuk komponen pengekstrakan ciri. Antara contoh-contoh komponen pra-pemprosesan ini adalah penuras digital (*digital filtering*), pengambangan dan pengesan pinggir (*edge detection*). Pengekstrakan ciri di dalam sistem ini akan mengekstrak bentuk objek satu vektor yang diwakili sebagai kuantiti. Komponen pengkelas pula akan menentukan vektor ciri tersebut kepada satu kelas atau kumpulan daripada beberapa kelas atau kumpulan yang ada.

2.5.1 Rangkaian Neural Hibrid Berbilang Lapisan Perceptron

Dalam sistem pengecaman objek, rangkaian neural telah menjadi pilihan ramai pengkaji-pengkaji sebagai sistem pengecaman. Antara rangkaian yang menjadi pilihan adalah rangkaian perceptron berbilang lapisan (*multilayered perceptron, MLP*). Dalam usaha meningkatkan keupayaan rangkaian *MLP* ini, Mashor (2000) telah membuktikan dalam penyelidikannya bahawa rangkaian *HMLP* yang diperkenalkan oleh beliau mampu meningkatkan prestasi rangkaian *MLP*. Rangkaian *HMLP* ini juga telah digunakan di dalam sistem pengecaman objek sebagai kaedah pengecaman atau pengelasan dan memberikan keputusan yang lebih baik.

Rangkaian *HMLP* telah digunakan untuk mengecam objek 3 dimensi menggunakan imej 2 dimensi (Mashor et al., 2004). Dengan rangkaian tersebut mereka telah mencapai ketepatan pengecaman sehingga 100%. Dalam bidang perubatan, Mat Isa et al.(2002) telah menggunakan rangkaian *HMLP* ini dalam mengkelaskan barah pangkal rahim. Rangkaian tersebut telah berjaya menentukan dengan tepat setiap jenis sel barah rahim dengan peratusan yang tinggi di dalam kedua-dua fasa latihan dan ujian.

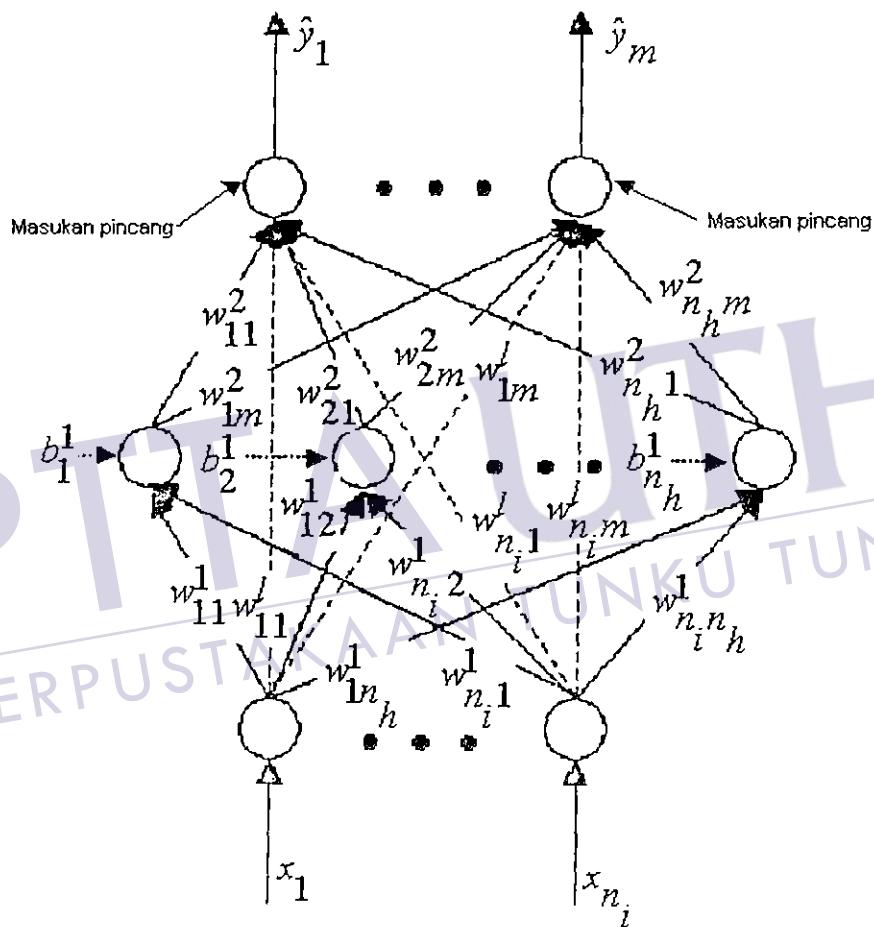
2.5.1.1 Struktur Rangkaian Hibrid Berbilang Lapisan Perceptron

Pertimbangkan rangkaian *HMLP* dengan satu lapisan tersembunyi (*hidden node*) (Mashor, 2000) seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 2.6. Keluaran untuk neuron tersembunyi ke-*j* pada masa *t* diberikan oleh:

$$x_j^1(t) = F\left(\sum_{i=1}^{n_0} w_{ij}^1 x_i^0(t) + b_j^1\right); \quad \text{for } 1 \leq j \leq n_h \quad (2.29)$$

di mana w_{ij}^1 mewakili pemberat yang menyambungkan lapisan masukan dan lapisan tersembunyi, b_j^1 mewakili nilai ambang pada lapisan tersembunyi manakala x_i^0 pula

mewakili masukan yang disuapkan ke lapisan masukan. n_i dalam persamaan 2.29 adalah nod masukan sementara n_h pula adalah nod tersembunyi. $F(\bullet)$ adalah fungsi pengaktifan (*activation function*) yang biasanya di pilih sebagai fungsi sigmoid.



Rajah 2.6 Rangkaian HMLP dengan satu lapisan tersembunyi.

Keluaran neuron ke- k , y_k , di dalam lapisan keluaran untuk rangkaian *HMLP* dalam Rajah 2.6 adalah:

$$\hat{y}_k(t) = \sum_{j=1}^{n_h} w_{jk}^2 x_j^1(t) + \sum_{i=0}^{n_i} w_{ik}^1 x_i^0(t) ; \quad \text{for } 1 \leq k \leq m \quad (2.30)$$

di mana w_{jk}^2 mewakili pemberat yang menyambungkan antara lapisan tersembunyi dan keluaran. m dan n_i mewakili nombor nod keluaran dan nod masukan. Dalam persamaan 2.30, terma kedua di sebelah kiri persamaan mewakili sambungan lebihan (*extra*) yang menyambungkan diantara lapisan masukan dan keluaran di mana w_{ik}^l mewakili pemberat sambungan lebihan ini. Oleh kerana dalam persamaan 2.30, terma pertama dan kedua adalah di dalam format yang sama, kedua-dua pemberat boleh dianggarkan menggunakan algoritma latihan yang sama. Perhatikan, bila $i = 0$ dalam persamaan 2.30, terma kedua akan mewakili pemberat dan input untuk masukan pincang (*bias input*).

Merujuk kepada persamaan 2.29 dan 2.30, rangkaian *HMLP* dengan satu lapisan nod tersembunyi boleh dinyatakan seperti berikut:

$$\hat{y}_k(t) = \sum_{j=1}^{n_h} w_{jk}^2 F\left(\sum_{i=1}^{n_i} w_{ij}^1 x_i^0(t) + b_j^1\right) + \sum_{i=0}^{n_i} w_{ik}^l x_i^0(t), \text{ for } 1 \leq k \leq m \quad (2.31)$$

Nilai-nilai w_{jk}^2 , w_{ik}^l , w_{ij}^1 dan b_j^1 dari persamaan 2.31 adalah tidak diketahui dan perlu dipilih untuk meminimumkan ralat ramalan yang ditakrifkan sebagai:

$$\varepsilon_k(t) = y_k(t) - \hat{y}_k(t) \quad (2.32)$$

dimana $y_k(t)$ dan $\hat{y}_k(t)$ adalah keluaran sebenar dan keluaran rangkaian.

2.5.1.2 Ralat Ramalan Berulang Terubahsuai

Merujuk kepada Persamaan 2.31 di atas, nilai-nilai w_{ij}^1 , w_{jk}^2 , w_{ik}^l dan b_j^1 perlu ditentukan menggunakan algoritma yang sesuai. Algoritma yang paling popular digunakan untuk menentukan nilai optimum parameter-parameter tersebut adalah algoritma perambatan balik (*Back propagation, BP*). (Ng et al., 2002, Wahap et al.,

2002, Janahiraman *et al.*, 2002). Walaupun algoritma tersebut mudah digunakan dan menghasilkan prestasi yang bagus, namun masalah yang dihadapi ialah kadar penumpuannya (*convergence*) yang lambat. Terdorong dengan masalah ini, Chen *et al.* (1990) telah memperkenalkan algoritma ralat ramalan jadi semula (*Recursive prediction error, RPE*). Algoritma ini mempunyai prestasi yang lebih baik berbanding algoritma *BP* dan ia juga berkemampuan untuk menyediakan kadar penumpuan dengan cepat dan menghasilkan nilai akhir bagi ambang dan pemberat sambungan dengan lebih baik. (Billings & Chen. 1995). Mashor (2000) telah mengubahsuai algoritma *RPE* dengan mengoptimum cara momentum dan kadar pembelajaran yang diumpukan kepada algoritma *RPE*. Algoritma ini dinamakan sebagai ralat ramalan berulang terubahsuai (*modified recursive prediction error, MRPE*).

Penerangan algoritma *MRPE* seperti yang telah kemukakan oleh Mashor (2000) adalah seperti berikut:

Algoritma *RPE* yang dilaksanakan oleh Chen *et al.* (1990) meminimumkan fungsi kos di bawah:

$$J(\hat{\Theta}) = \frac{1}{2N} \sum \varepsilon^T(t, \hat{\Theta}) \Lambda^{-1} \varepsilon(t, \hat{\Theta}) \quad (2.33)$$

dengan mengemaskini vektor parameter teranggar, $\hat{\Theta}$ (mengandungi w dan b), menggunakan algoritma Gauss-Newton di bawah:

$$\hat{\Theta}(t) = \hat{\Theta}(t-1) + P(t)\Delta(t) \quad (2.34)$$

dan

$$\Delta(t) = \alpha_m(t)\Delta(t-1) + \alpha_g(t)\psi(t)\varepsilon(t) \quad (2.35)$$

Berdasarkan Persamaan (2.33) dan (2.35) $\varepsilon(t)$ adalah ralat rangkaian, Λ adalah matriks tentu positif simetri berdimensi $m \times m$, dengan m adalah bilangan nod keluaran. $\alpha_m(t)$

SENARAI RUJUKAN

Abdallah, S. M. (2000) Object Recognition via Invariance. *PhD Thesis*. Sydney: University of Sydney.

Anders, U. and Korn, O. (1999). Model Selection in Neural Networks. *IEEE Trans. On Neural Networks*. Vol. 12, No. 2. pp. 309-323.

Arbter, K., Snyder, W. E., Burkhardt, H., and Hirzinger, G. (1990). Application of Affine-Invariant Fourier Descriptors to Recognition of 3-D Objects. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 7. pp. 640-647.

Avcı, M., and Yıldırım, T. (2003). Microcontroller Based Neural Network Realization and Iris Plant Classifier Application. *Int. XII. Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks (TAINN)*.

Bailey, R. R. & Srinath, M. (1996) Orthogonal Moment Features for Use With Parametric and Non-Parametric Classifier. *IEEE Trans.on Pattern Analysis & Machine Intell..* Vol. 17. pp. 75-116.

Baxes, G. A. (1994) *Digital Image Processing: Principles and Applications*. New York: John Wiley & Sons.

Belkasim, S. 17 Mac 2005(b). Image Description using Moments
<http://pami.uwaterloo.ca/mkamel/SD776/NOTES/note1.pdf>

Belkasim, S. 4 Feb 2005(a). Moment Invariants
<http://pami.uwaterloo.ca/mkamel/SD776/NOTES/note2.pdf#search='Belkasim%20%20Moment%20Invariant'>

Belkasim, S. O., Ahmadi, M., and Shridhar, M. (1996). Efficient Algorithm for Fast Computation of Zernike Moments. *J. Franklin Inst.* Vol. 333(B). No. 4. pp. 577-581.

Billings, M. R., and Chen, S. (1995). Neural Networks and System Identification. Neural Network application in Control. Dalam (Irwin, G. W., Warwick, K., and Hunt, K. J. ed.). pp. 229-251. London: The Institution of Electrical Engineers.

Bin, Y., and Jia-Xiong, P. (2002). Invariance analysis of improved Zernike moments. Journal of Optics A: Pure and Applied Optics. Vol. 4. pp. 606-614.

Brey, B. B. (1993). The 8085A Microprocessor Software, Programming, and Architecture. New Jersey: *Regents/Prentice Hall*.

Chen, C. W., Luo, J., and Parker, K. J. (1998). Image Segmentation via Adaptive K-Mean Clustering and Knowledge-Based Morphological Operations with Biomedical Applications. IEEE Trans. on Image Processing. Vol. 7. No. 12. pp. 1673-1683.

Chen, S., Cowan, C. F. N., Billings, S. A., and Grant, P. M. (1990). A Parallel Recursive Prediction Error Algorithm for Training Layered Neural Networks. Int. J. of Control. Vol. 51 No. 6. pp. 1215-1228.

Chong, C. W., Raveendran, P., and Mukundan, R. (2002). Translation invariants of Zernike moments. The Journal of Pattern Recognition Society. Vol. 36. pp. 1765-1773.

Donza, H., Cabrera, O., and Irassar, E. F. (2002). High-strength concrete with different fine aggregate. Cement and Concrete Research. Vol. 32. pp. 1755-1761.

E27/CS27 F03 Computer Vision Lecture Notes.

http://palantir.swarthmore.edu/maxwell/classes/e27/F03/E27_F03_Lectures.pdf

Farag, A. A. & Delp, E. J. (1986) Some Experiments with Histogram-Based Segmentation. Proc. of the 1986 Conf. on Intell. Systems and Machines. pp. 251-256.

Flusser, J. (2000). Refined Moment Calculation Using Image Block Representation. IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 9, No. 11. pp. 1977-1978.

Gargesha, M., and Kuchi, P. (2002). Facial Expression Recognition Using Artificial Neural Networks. EEE 511- Artificial Neural Computation Systems, spring 2002. Department of Electrical Engineering. Arizona State University, Tempe, AZ 85287.

Ghafar, R., Mashor, M. Y., and Othman, N. H. (2002). Segmentation of Pap Smear Slides Images Using K-Means Clustering. Proc. of Kuala Lumpur Int. Conf. on Biomedical Engineering. pp. 41-43.

Gu, J., Shu, H. Z., Toumoulin, C., and Luo, L. M. (2002). A novel algorithm for fast computation of Zernike moments. The J. of the Pattern Recognition Society Vol. 35. pp. 2905-2911.

Ham, Y. K. & Park, R. H. (1999) 3D Object Recognition in Range Images Using Hidden Markov Models and Neural Networks. *Pattern Recognition*. Vol. 32. pp. 729-742.

Heim, A., Olejnik, T. P., and Pawlak, A. (2005). Using statistical moments to describe grinding in a ball mill for industrial-scale process. *Chemical Engineering and Processing*. 44. pp. 263-266.

Hu, M. K. (1961) Pattern Recognition by Moment Invariants. *Proc. IRE* 49. 1428.

Hu, M. K. (1962) Visual Problem Recognition by Moment Invariants. *IRE Transactions on Information Theory*. IT-8: pp. 179-187.

Hudson, B (1995). The Effect of Manufactured Aggregate and Sand Shape on Concrete Production and Placement, Svedala New Zealand Limited. pp. 1-15.

Hudson, B (1996). The Influence of minus 75 micron Material on Concrete, as well as the Importance of Particle Shape with Manufactured Sand, Svedala New Zealand Limited.

Jahne, B. (1997) *Practical Handbook on Image Processing for Scientific Applications*. USA: CRC Press.

Janahiraman, T., Tay, Y. H., Khalid, M. & Yusof, R. (2002). Classification of Handwritten Digits Using Geometrical and Topological Feature Extraction Technique and Neural Network. Proc. of Int. Conf. on Artificial Intelligence in Engineering and Technology. pp. 291-297.

Kan, C., and Srinath, M. D. (2002). Invariant character recognition with Zernike and orthogonal Fourier-Mellin moments. The J. of The Pattern Recognition Society. Vol. 35. pp. 143-154.

Kapur, J. N. Sahoo, P. K. & Wong, A. K. (1985) A New Method for Gray Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*. Vol. 29. pp. 273-285.

Keyes, L., and Winstanley, A. (1998). Using Moment Invariants For Classifying Shapes On Large_Scale Maps. Department of Computer Science, National University of Ireland Maynooth, Co. Kildare, Ireland.

Kleitz, W. (1998). Microprocessor and Microcontroller Fundamentals. The 8085 and 8051 Hardware and Software. New Jersey: Prentice Hall.

Kuo, R. J., and Cohen. P. H. (1999). Multi Sensor Integration for On-Line Tool Wear Estimation Through Radial Basis Function Networks and Fuzzy Neural Networks. IEEE Trans. On Neural Networks. Vol. 12. No. 2. pp. 355-370.

Kwan. A. K. H., and Mora. C. F. (2001). Effects of various shape parameters on packing of aggregate particles. Magazine of Concrete Research. Vol. 53. No. 2. pp. 91-100.

Lawrence, S., Giles, C. L., Tsoi. A. C., and Back, A. D. (1996). Technical Report UMIACS-TR-96-16 and CS-TR-3608. Institute of Advance Computer Studies, University of Maryland, Collage park, MD 20742.

Li, Z., and Najarian, K. (2001). Automated Classification of Pap Smear Tests Using Neural Networks. Proc. of Int. Joint Conf. on Neural Networks. Vol. 4. pp. 2899-2901.

Liao, S. X. & Pawlak, M. (1998) On the Accuracy of Zernike Moments for Image Analysis. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell.* Vol. 20, No. 12, pp. 1358-1364.

Lo, C. H., and Don, H. S. (1989). 3-D Moment Forms: Their Construction and Application to Object Identification and Positioning. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 10, pp. 1053-1064.

Long, P. M., Netsev, A. I., and Vitter, J. S. (1999). Text Compression via Alphabet Representation. *IEEE Trans. On Neural Networks*, Vol. 12, No. 4-5, pp. 755-765.

Maerz, N. H., (1998). Aggregate sizing and shape determination using digital image processing. Center For Aggregates Research (ICAR) Sixth Annual Symposium Proceedings, St. Louis, Missouri, April 19-20, pp. 195-203.

Maerz, N. H., (2004). Technical and Computational Aspects of the Measurement of aggregate Shape by Digital Image Analysis. *Journal of Computing in Civil Engineering*, pp. 10-18.

Maerz, N. H., and Zhou, W., (1999). Flat and Elongated: Advances using digital image analysis. Center For Aggregates Research (ICAR) Seventh Annual Symposium Proceedings, Austin Texas, April 19-21, pp. B1-4-1 to B1-4-12.

Mamat, M., and Mashor, M. Y. (2001). Image Compression Using Multilayered Perceptron Network. Proc. Of Student Conf. On Research and Development (SCOReD), pp. 151.

Mamistvalov, A. G. (1998). N-Dimensional Moment Invariants and Conceptual Mathematical Theory of Recognition n-Dimensional Solids. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 8, pp. 819-831.

Mashor, M. Y. (2000). Hybrid Multileyered Perceptron Networks. *Int. J. of System Science*, Vol. 31, No. 6, pp. 771-785.

Mashor, M. Y. (2001). Adaptive Fuzzy C-Means Clustering Algorithm for A Radial Basis Function Network. *Int J. of System Science*. Vol. 32. No. 1. pp. 53-63.

Mashor, M. Y. Osman, M. K. & Arshad, M. R. (2004) 3D Object Recognition Using 2D Moments and HMLP Network. *IEEE Computer Society Proceedings on Computer Graphics, Imaging and Visualization, CGIV04*. 27-29 Julai 2004. Penang, Malaysia. pp. 126-130.

Mat-Isa, N. A. (2002). Early Diagnosis System for Cervical Cancer Based on Neural Networks. PhD Thesis. Universiti Sains Malaysia.

Melan, A., and Rudolph, S. (2001). Contrast-Invariant Dimensionless Features. Proc. SPIE Aerosense 2001 Conf. Conf. On Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition X, Orlando, Floride, Usa, April 16-20th, 2001.

Mora, C. F., and Kwan, A. K. H. (2000). Sphericity, shape factor, and convexity measurement of coarse aggregate for concrete using digital image processing. *Cement and Concrete Research*. Vol. 30. pp. 351-358.

Mukundan, R., and Ramakrishnan, K. (1995). Fast Computation Of Legendre And Zernike Moments. *Pattern Recognition*. Vol. 28. No. 9. pp. 1433-1442.

Mukundan, R., Ong, S. H., and Lee, P. A. (2001). Discrete vs. Continuous Orthogonal Moments for Image Analysis. CISST01 Int. Conf. pp. 23-29.

Ng, E. Y. K., Peh, Y. C., Fok, S. C., Ng, F. C., and Sim, L. S. J. (2002). Early Diagnosis of Breast Cancer Using Artificial Neural Network with Thermal Images. Proc. Of Kuala Lumpur Int. Conf. on Biomedical Engineering. pp. 62-65.

Ngah, U. K., Ooi, T. h., Sulaiman, S. N., and Venkatachalam, P. A (2002). Embedded Enhancement Image Processing Techniques on A Demarcated Seed Based Grown Region. Proc. of Kuala Lumpur Int. Conf. on Biomedical Engineering. pp. 170-172.

Ooi, T. H., Ngah, U. K., Khalid, N. E. A., and Venkatachalam, P. A. (2000). Region Growing Techniques on Breast Ultrasound Images. Proc. of The New Millennium Int Conf. on Pattern Recognition, Image Processing and Robot Vision. pp. 164-167.

Osman, M. K. (2004). 3d Object Recognition Based On Multiple Views Technique And Neuro-Fuzzy System. Msc Thesis. Universiti Sains Malaysia.

Osman, M. K. Mashor, M. Y. & Arshad, M. R. (2004) 3D Object Recognition System Using Multiple Views and Cascaded Multilayered Perceptron Network. *IEEE Conference on Cybemetics and Intelligent Systems (CIS2004)*. 1-3 Disember 2004. Singapore.

Otsu, N. (1979) A Threshold Selection Method From Gray-Level Histograms. *IEEE Trans. on Systems, Man & Cybemetics*. Vol. 9. No. 1. pp. 62-66.

Pardo, M., Sberveglieri, G., Gardini, S., and Dalcanale, E. (2000). A Hierarchical Classification Scheme for An Electronic Nose. *Sensor and Actuators Vol. B*. 69. pp. 259-365.

Pejnovic, P. Buturovic, L. & Stojiljkovic, Z. (1992) Object Recognition by Invariants. *Proc. of the 11th IAPR Int. Conf. on Pattern Recognition*. II. pp. 434-437.

Radhakrishnan, V. R. and Mohamed, A. R. (2000). Neural Network For The Identification and Control of Blast Furnace Hot Metal Quality. *J. of Process Control*. 10. pp. 509-524.

Reiss, T. H. (1991). The Revised Fundamental Theorem of Moment Invariants. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 13, No. 8. pp. 830-834.

Riddler, T. W. & Calvard, S. (1978) Picture Thresholding Using an Iterative Selection Method. *IEEE Trans. On Systems, Man & Cybemetics*. Vol. 8. pp. 630-632.

Rogers, S. K. Ruck, D. W. Kabrisky, M. Tarr, G. L. (1990) Artificial Neural Networks for Automatic Target Recognition. *Applications of Artificial Neural Networks*, SPIE. Vol. 1294. pp. 1-12.

Sahoo, P. K., Farag, A. A. & Yeap, Y. P (1992) Threshold Selection Based on Histogram Modeling. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 1 pp. 351 – 356.

Sankupellay . M., and Selvanathan. N. (2002). Fuzzy Neural and Neural Fuzzy Segmentation of Magnetic Resonance Images. Proc. Of Kuala Lumpur Int. Confr. On Biomadical Engineering. pp. 47-51.

Schmitz, G. P. J., and Aldrich. C. (1999). Combinatorial Evolution of Regression Nodes in Feedforward Neural Networks. IEEE Trans. On Neural Network. Vol. 12. No. 1. pp. 175-189.

Sim, D. G., Kim, H. K., and Park. R. H. (2004). Invariant texture retrieval using modified Zernike moments. Image and Vision Computing Vol. 22. pp. 331-342.

Spiliotis, I. M., and Mertzios, B. G. (1998). Real-Time Computation of Two-Dimension Moments on Binary Images Using Image Block Representation. IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 7, No. 11. pp. 1609-1615.

Tan, K. L. (2004). Portable Low Cost Intelligent Rapid System. Msc. Thesis. Universiti Sains Malaysia.

Tan, K. L., Mashor, M. Y., Mat-Isa, N. A., Ali, A. N., and Othman. N. H. (2003). Design of Neural Network Based Cervical Cancer Diagnosis System: A Microcontroller Approach. Proc. of the 3rd Int. conf. on Advances in Strategic Technologs. Vol. 2. pp. 725-729.

Teh. C. H., and Chin, R. T. (1998). On Image Analysis by the Methods of Moments. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 10. No. 4. pp. 496-513.

Teuber, J. (1993). Digital Image Processing. New York: Prentice Hall.

Trussel, H. J. (1979) Comments on Picture Thresholding Using an Iterative Selection Method. *IEEE Trans. on Systems, Man & Cybemetics* Vol. 9. No. 5. pp. 311.

Wahap, A. R., Khalid, M. Ahmad, A. R. & Yusof, R. (2002). A Neural Network Based Bank Cheque Recognition System for Malaysian Cheques, Proc. of Int. Conf. on Artificial Intelligence in Engineering and Technology. pp. 273-279.

Zhang, C., and Wang, P. (2000). A New Method of Color Image Segmentation Based on Intensity and Hue Clustering. Proc. of 15th Int. Conf. on Pattern Recognition. Vol.3. pp. 6/3-6/6.

Zhenjiang, M. (2000). Zernike moment-based image shape analysis and its application. *Pattern Recognition Letters* Vol. 21. pp. 169-177.

Zhu, Y., De Silva, L. C., and Ko, C. C. (2002). Using moment invariant and HMM in facial expression recognition. *Pattern Recognition letters*. Vol. 23. pp. 83-91.

