

PENGECAMAN PERISTIWA JATUH SECARA TIBA-TIBA
MENGUNAKAN FITUR GERAKAN DAN PENGELAS
ILHAMAN BIOLOGI SISTEM PENGLIHATAN

NOR SURAYAHANI BINTI SURIANI

TESIS YANG DIKEMUKAKAN UNTUK MEMPEROLEH IJAZAH
DOKTOR FALSAFAH

FAKULTI KEJURUTERAAN DAN ALAM BINA
UNIVERSITI KEBANGSAAN MALAYSIA
BANGI

2015

ABSTRAK

Kajian tentang pengesanan peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba untuk sistem video pengawasan dikenal pasti boleh menyumbang ke arah pengurangan kos pembangunan teknologi sistem peranti pengesanan bolehpakai dan juga ketidakselesaian pemakainya. Adalah dijangkakan, populasi penduduk dunia akan bertambah pada masa akan datang ekoran peningkatan jangka hayat manusia yang menyebabkan peningkatan bilangan penduduk dunia berumur 60 tahun ke atas. Oleh itu, sistem penjagaan keselamatan penghuni dalam rumah tak invasif yang boleh berfungsi untuk mengawas dan mengesan sebarang kejadian kemalangan yang tidak diinginkan seperti rebah, pingsan dan lain-lain akan menjadi penting dan berguna untuk warga tua khususnya untuk mereka yang tinggal bersendirian. Perkembangan dalam sistem pengesanan peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba dijangkakan dapat menyediakan kemudahan kepada warga tua yang tinggal bersendirian di samping berupaya menjaga keselamatan mereka di rumah. Ini akan dapat mengurangkan kos perbelanjaan di pusat jagaan warga tua. Justeru, objektif utama kajian adalah untuk membangunkan satu kaedah mengesan gerakan dan mengesan peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba dan memerlukan tindakan serta perhatian segera. Pelaksanaan pembangunan kaedah pengesanan kejadian melibatkan tiga langkah penting iaitu, pemrosesan awal, penyarian fitur dan pengelasan. Pemrosesan awal menggunakan teknik penolakan latar belakang (PLB) dan teknik pelicinan, (penuras kebarangkalian ruang, SPF dan sokongan data kejiranan, NDS) untuk mengurangkan hingar imej bebayang objek. Sifat gerakan telah dikenalpasti sebagai salah satu sifat yang penting dan relevan bagi mengesan perubahan mendadak pada orientasi, arah dan penampilan objek dalam sesebuah jujukan video. Terdapat tiga kaedah sarian fitur gerakan yang berasaskan ruang-masa iaitu templat, aliran vektor gerakan (AVG) dan ilhaman biologi sistem penglihatan manusia telah dilaksanakan. Seterusnya, keberkesanan fitur gerakan diuji dengan menggunakan tiga pengelasan sedia ada iaitu k -kejiranan terdekat (k -NN), mesin vektor sokongan (SVM) dan rangkaian neural inspirasi biologi suap hadapan (BFFNN-P). Potensi pengelasan BFFNN-P untuk mengelasan peristiwa jatuh berbanding dengan aktiviti harian yang lain ditingkatkan melalui kaedah kawalan ralat berkadar (P), kamiran (I) dan terbitan (D). Hasil kajian yang diperolehi menunjukkan teknik SPF telah memberikan keputusan yang baik dalam mengurangkan hingar dan melicinkan imej bebayang objek. Fitur gerakan GaussH yang berasaskan inspirasi sistem penglihatan manusia telah memberikan keputusan yang lebih baik berbanding templat dan AVG dengan menggunakan pengelasan BFFNN-PD. Prestasi kejituan, kepekaan dan kepekaan bagi fitur gerakan GaussH dengan pengelasan BFFNN-PD adalah 98.6%, 98.2% dan 99.5%. Kesimpulannya, penyelidikan ini telah berjaya menghasilkan kaedah pengelasan melalui pendekatan inspirasi biologi yang mampu mengesan peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba.

**SUDDEN FALL EVENT RECOGNITION USING MOTION FEATURES AND
BIOLOGICAL INSPIRED CLASSIFIER OF VISUAL SYSTEM
ABSTRACT**

Research on sudden event recognition for video based surveillance system is perceived to be able to contribute to the reduction of cost for technology development of wearable system detection devices and also users' discomfort. It is estimated that the world population will escalate in the near future with the increase of human lifespan that will give rise to the number of people aged 60 years and above. As such, a non-invasive home security system that can monitor and detect any unexpected activities befallen on the home occupants such as fall, unconscious etc. will become important and useful to the elderly populace especially those living independently. Advances in sudden event recognition system are expected to provide convenience thus allowing the elderly to live on their own and at the same time ensure their safety at home. This in turn can reduce their expenses costs of private home care. Therefore, the main objective of this research is to develop a method to detect and recognize sudden event that requires immediate attention and action. The implementation of the development method of event recognition involves three important steps which consist of pre-processing, feature extraction and classification. The pre-processing level using background subtraction process (PLB) and smoothing technique (spatial probability filter, SPF and neighbourhood data support, NDS) to reduce noise in the silhouette image. Motion feature has been identified as one of the features that are important and relevant to detect sudden changes in orientation, direction and appearance of object in a video sequence. There are three methods of motion feature extraction that is based on the spatio-temporal features which is template, motion vector flow (AVG) and human visual system biological inspired has been implemented. Next, the ability of motion features are tested using three types of classifier such as k -nearest neighbour (k -NN), support vector machine (SVM) and biological inspired neural network feed forward (BFFNN-P). Potential BFFNN-P classifier to distinguish fall events from other daily activities enhanced through method of proportional error control (P), integral (I) and derivative (D). The results showed that the SPF technique gave good results in reducing image noise and smoothed the silhouette image. The GaussH feature properties of human visual system inspired gives better result than using template and AVG using BFFNN-PD classifier. The performance of accuracy, sensitivity dan specificity for GaussH feature with BFFNN-PD classifier are 98.6%, 98.2% and 99.5%. In conclusion, this research has resulted in the classification method through biological inspiration feature capable of detecting the occurrence of sudden events.

KANDUNGAN

		Halaman
PENGAKUAN		ii
ABSTRAK		iii
ABSTRACT		iv
PENGHARGAAN		v
KANDUNGAN		vi
SENARAI RAJAH		x
SENARAI JADUAL		xv
SENARAI SINGKATAN		xvii
BAB I	PENDAHULUAN	
1.1	Latar Belakang	1
1.2	Pernyataan Masalah	2
1.3	Objektif Kajian	5
1.4	Skop Kajian	6
1.5	Susun atur Tesis	6
BAB II	KAJIAN KEPUSTAKAAN	
2.1	Pengenalan	8
2.2	Istilah Yang Digunakan Dalam Pengesanan Peristiwa	8
2.3	Peristiwa Tak Normal	10
2.4	Peristiwa Yang Berlaku Secara Tiba-Tiba (PBSTT)	11
2.5	Klasifikasi PBSTT	12
	2.5.1 PBSTT Individu	13
	2.5.2 PBSTT Berbilang Individu	13
2.6	Kaedah Pengesanan PBSTT individu	13
	2.6.1 Perubahan Bentuk Tubuh	15
	2.6.2 Postur Tubuh	17
	2.6.3 Perubahan Kepala 3D	18
	2.6.4 Jangkamasa Tiada Aktiviti	19
	2.6.5 Templat Ruang-masa	20
2.7	Kaedah Pengesanan PBSTT Bagi Berbilang Individu	21

2.8	Kaedah Pengelasan PBSTT	23
	2.8.1 Kaedah Analitik	23
	2.8.2 Kaedah Mesin Pembelajaran	24
2.9	Rumusan Bab	26
BAB III	KAEDAH PENYELIDIKAN	
3.1	Pengenalan	28
3.2	Perihal Data Simulasi	30
3.3	Pemprosesan Awal Imej	32
	3.3.1 Penolakan Latar Belakang	32
	3.3.2 Pelicinan Imej	33
	3.3.3 Penilaian Prestasi Teknik Pelicinan	37
	3.3.4 Penormalan Imej	38
3.4	Penyarian Fitur Gerakan Berasaskan Templat	40
	3.4.1 Sejarah Gerakan Imej (MHI)	40
	3.4.2 Histogram Sejarah Gerakan (MHH)	43
	3.4.3 Agihan Geometri Gerakan (MGD)	48
3.5	Penyarian Fitur Gerakan Berasaskan Aliran Vektor Gerakan	49
	3.5.1 Vektor Aliran Optik (OVF)	50
	3.5.2 Vektor Aliran Optik Korelasi Fasa (OVFPC)	53
3.6	Penyarian Fitur Gerakan Berasaskan Ilhaman Biologi	57
3.7	Pengelasan Peristiwa Jatuh Menggunakan Mesin Vektor Sokongan (SVM)	58
3.8	Pengelasan Peristiwa Jatuh Menggunakan k -Kejiranan Terdekat (k -NN)	60
3.9	Pengelasan Peristiwa Jatuh Menggunakan Rangkaian Neural Suap Hadapan Ilhaman Biologi (BFFNN)	61
3.10	Pengesahan Sistem Pengesan Peristiwa Jatuh	61
BAB IV	PENDEKATAN ILHAMAN BIOLOGI SISTEM PENGLIHATAN	
4.1	Pengenalan	64
4.2	Sistem Penglihatan	64
4.3	Model V1	68
	4.3.1 Sel Mudah	68
	4.3.2 Sel Kompleks	72

4.4	Model Pepaku Neuron	74
4.5	Pelan Gerakan Lapisan MT	79
4.3.1	Histogram berdasarkan bilangan sel aktif (MaxH)	80
4.3.2	Histogram berdasarkan nisbah kejiranan bilangan sel aktif (NRH)	82
4.3.3	Histogram berdasarkan taburan Gaussian (GaussH)	83
4.6	Rangkaian Neural Suap Hadapan Ilhaman Biologi (BFFNN-P)	89
4.6.1	Fasa Latihan	91
4.6.2	Fasa Pengelasan	93
BAB V	KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN	
5.1	Pengenalan	97
5.2	Pemprosesan Awal Imej	97
5.3	Penyarian Fitur	100
5.3.1	Penyarian Fitur Berasaskan Pendekatan Templat	101
5.3.2	Penyarian Fitur Berasaskan Pendekatan AVG	107
5.3.3	Penyarian Fitur Berasaskan Pendekatan Ilhaman Biologi Sistem Penglihatan	111
5.4	Persediaan Proses Pengelasan	118
5.4.1	Pemilihan saiz kejiranan pengelas k -NN	119
5.4.2	Pemilihan kernel pengelas SVM	120
5.4.3	Pemilihan fitur MMHH_MGD terubahsuai	122
5.4.4	Rumusan	123
5.5	Pengelasan Gerakan Jalan dan Jatuh	124
5.5.1	Set Data Auvinet et al. (2010)	124
5.5.2	Analisa dan Perbandingan	127
5.6	Keluk ROC	136
5.7	Ujian Pengesahan Pengesanan Kejadian Jatuh Berasaskan Pendekatan Ilhaman Biologi Sepenuhnya	141
5.7.1	Data Ujian Pengesahan	141
5.7.2	Ujian Pengesahan Kejadian Jatuh Berasaskan Pendekatan Ilhaman Biologi Sepenuhnya	142
5.7.3	Perbandingan Pengelasan Fitur Gerakan Dengan Kajian Terdahulu Bagi Data Auvinet et al.	147
5.7.4	Kajian Kes	150
5.8	Ujian Pengesanan Kejadian Jatuh Melalui Penilaian Juri	158

BAB VI KESIMPULAN

6.1	Kesimpulan	162
6.2	Sumbangan Kajian	163
6.3	Cadangan Kajian Lanjutan	165

RUJUKAN	166
----------------	-----

LAMPIRAN

A	Senarai Penerbitan	175
B	Kesahihan Lapangan	176

SENARAI RAJAH

No. Rajah		Halaman
2.1	Aras hirarki hubungan semantik	10
2.2	Gambarajah pengecaman PBSTT	12
2.3	Klasifikasi kaedah peristiwa jatuh	15
3.1	Ringkasan teknik pembangunan sistem pengesanan peristiwa jatuh	29
3.2	Contoh data MILE yang menunjukkan aksi 1) berjalan, 2) berjalan dengan aksi yang berlebihan, 3) berjoging, 4) tunduk, 5) meniarap 6) duduk dan 7) jatuh.	31
3.3	Contoh-contoh peristiwa jatuh	32
3.4	Proses kerja pemprosesan awal dan proses pelicinan imej	34
3.5	Kernel blok 3 x 3 untuk 8-piksel kejiranan	34
3.6	Pengendali LBP	35
3.7	Langkah penormalan imej, (a) Bingkai imej asal, (b) kotak pembatasan, (c) titik tengah kotak pembatasan yang ditunjukkan oleh bulatan merah tersebut dijumpakan pada satu titik koordinat- x yang baru.	39
3.8	Contoh MHI bagi pergerakan duduk, melambai tangan dan membongkok.	41
3.9	Kaedah menghasilkan templat MMHH (a) Jujukan binari imej dengan piksel tengah berada pada kedudukan (u, v) bagi keseluruhan k imej, (b) corak topeng binari untuk pengiraan MMHH	44
3.10	Ilustrasi perwakilan binari, $D(u, v, k)$ untuk piksel tengah dalam Rajah 3.9(a). Garis putih adalah topeng gerakan bagi kedudukan piksel (220,240) untuk 20 bingkai imej (250 hingga 270).	45
3.11	Kod pseudo algoritma MMHH	47
3.12	Tenaga imej apabila parameter M berubah.	47
3.13	Ilustrasi titik yang bergerak dari kedudukan x, y ke kedudukan $(x + \delta x, y + \delta y)$	50

3.14	Histogram gerakan berarah (a) AVG, (b) empat komponen arah gerakan, (c) histogram gerakan berarah terangkai	57
3.15	Hipersatah jidar maksimum dalam latihan SVM yang telah disumbangkan oleh vektor sokongan (corak berbirai hijau yang memisahkan dua jidar)	58
3.16	Pemetaan SVM tidak linear kepada linear menggunakan fungsi kernel	59
4.1	Kawasan visual korteks manusia	65
4.2	Orientasi gerakan (a) Bar hitam dan kelabu bergerak ke kanan dengan halaju berbeza, (b) Perbezaan halaju melalui perbezaan sendeng ($v_g > v_b$) dalam ruang (x, t) , (c) Penuras berorientasi ruang-masa boleh digunakan untuk mengesan halaju bar kelabu	66
4.3	Fungsi organisasi kawasan MT	67
4.4	Pemetaan log-kutub	73
4.5	Pepaku bagi bagi potensi membran dan purata kadar pencetus	77
4.6	Rekabentuk rangkaian pepaku suap-hadapan yang menunjukkan keluaran sel V1 menjadi masukan kepada sel MT	78
4.7	Kaedah persampelan bagi objek yang sedang berjalan. (a) Saiz kernel, $N_v = 25$.(b) Saiz kernel, $N_v = 64$.	81
4.8	Blok sel neuron bersaiz 3×3 dengan piksel tengah (x, y)	82
4.9	Binaan histogram daripada sel aktif MT yang dianggap mempunyai taburan Gaussian	86
4.10	Langkah-langkah membina pelan histogram bagi mendapatkan perwakilan vektor yang mengkod corak gerakan.	87
4.11	Carta alir fasa latihan untuk pengelas rangkaian neural suap hadapan ilhaman biologi terubahsuai dengan tiga varian P, I dan D.	90
4.12	Gambarajah blok proses latihan SLP	92
4.13	Gambarajah blok proses pengelasan	93

5.1	Paparan sampel imej (a) asal dan keputusan pemprosesan awal untuk (b) PLB sahaja, (c) PLB+NDS, dan (d) PLB+SPF	98
5.2	Sampel imej sarian fitur MHI daripada set data Auvinet et al. bagi gerakan (a) jalan, (b) jatuh ke hadapan, (c) jatuh ke belakang, dan (d) jatuh ke sisi.	102
5.3	Sampel imej sarian fitur MHH daripada set data Auvinet et al. bagi empat corak P untuk gerakan (a) jalan, (b) jatuh ke hadapan, (c) jatuh ke belakang, dan (d) jatuh ke sisi.	104
5.4	Sampel imej sarian fitur MMHH_MMGD daripada set data Auvinet et al. bagi empat corak P untuk gerakan (a) jalan, (b) jatuh ke hadapan, (c) jatuh ke belakang, dan (d) jatuh ke sisi	106
5.5	Imej sarian fitur OVF daripada set data Auvinet et al. bagi keadaan (a) jalan, (b) jatuh ke hadapan, (c) jatuh ke belakang, dan (d) jatuh ke sisi	108
5.6	Imej sarian fitur OVFPC daripada set data Auvinet et al. bagi gerakan (a) jalan, (b) jatuh ke hadapan, (c) jatuh ke belakang, dan (d) jatuh ke sisi	110
5.7	Imej sel V1 daripada set data MILE bagi frekuensi ruang-masa (a) $Sf = 0.05$ dan $Tf = 2$ (b) $Sf = 0.2$ dan $Tf = 2$ untuk 8 orientasi arah gerakan (0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° dan 315°).	112
5.8	Sampel imej (a) gerakan biologi dalam taburan log polar dan (b) plot mawar bagi situasi jalan untuk beberapa imej terpilih daripada pangkalan data MILE	116
5.9	Sampel imej (a) gerakan biologi dalam taburan log polar dan (b) plot mawar bagi situasi jatuh untuk beberapa imej terpilih daripada pangkalan data MILE	117
5.10	Ringkasan proses kerja pengelasan	118
5.11	Purata peratus kejituan bagi setiap pengelas terhadap ketiga-tiga pendekatan fitur gerakan yang disari.	129

5.12	Perbandingan purata kepekaan, ketentuan, kejituan dan ralat bagi setiap fitur gerakan	130
5.13	Purata masa latihan bagi setiap fitur gerakan terhadap semua pengelas untuk pengelasan aksi jalan dan jatuh	134
5.14	Purata masa latihan bagi setiap pengelas terhadap semua fitur gerakan untuk pengelasan aksi jalan dan jatuh	135
5.15	Paparan keluk ROC bagi fitur vektor pendekatan templat iaitu kaedah MHI, MMHH_MGD dan MMHH_MMGD	138
5.16	Paparan keluk ROC bagi fitur vektor pendekatan AVG iaitu kaedah OVF dan OVFPC	139
5.17	Paparan keluk ROC bagi fitur vektor pendekatan ilhaman biologi iaitu kaedah MaxH, NRH dan GaussH	140
5.18	Paparan imej peristiwa jatuh yang sama daripada sudut pandangan empat kamera yang berbeza	141
5.19	Keputusan pengelas BFFNN-PD bagi set data MILE untuk gerakan (a) berjalan dan (b) berjalan secara agresif	144
5.20	Keputusan pengelas BFFNN-PD bagi set data MILE untuk gerakan (a) berjogging dan (b) meniarap	145
5.21	Keputusan pengelas BFFNN-PD bagi set data MILE untuk gerakan (a) tunduk dan (b) duduk.	146
5.22	Keputusan pengelas BFFNN-PD bagi set data MILE untuk gerakan jatuh.	147
5.23	Jujukan bingkai imej aksi jalan, duduk dan jatuh	150
5.24	Plot nisbah keserupaan, pengesanan peristiwa jatuh dan kesahihan lapangan berdasarkan jujukan imej dalam Rajah 5.23	151
5.25	Jujukan bingkai imej bagi aksi jalan, duduk dan jatuh ke belakang	151
5.26	Plot nisbah keserupaan, pengesanan peristiwa jatuh dan	152

	kesahihan lapangan berdasarkan jujukan imej dalam Rajah 5.25	
5.27	Jujukan bingkai imej aksi jalan, baring dan jatuh ke belakang	153
5.28	Plot nisbah keserupaan, pengesanan peristiwa jatuh dan kesahihan lapangan berdasarkan jujukan imej dalam Rajah 5.27	154
5.29	Jujukan bingkai imej bagi aksi jalan, tunduk, duduk dan jatuh ke hadapan	155
5.30	Plot nisbah keserupaan, pengesanan peristiwa jatuh dan kesahihan lapangan berdasarkan jujukan imej dalam Rajah 5.29	156
5.31	Jujukan bingkai imej bagi aksi jalan dan jatuh ke hadapan	156
5.32	Plot nisbah keserupaan, pengesanan peristiwa jatuh dan kesahihan lapangan jujukan imej dalam Rajah 5.31	157
5.33	Indeks Cohen Kappa dalam memberikan aras keyakinan mengelaskan peristiwa jatuh bagi setiap pasangan penilai	160
5.34	Indeks Cohen Kappa dalam memberikan aras keyakinan mengelaskan peristiwa jatuh bagi setiap penilai terhadap semua penilai lain	161
B.1	Contoh sampel setiap pelaku membuat aksi jatuh	186

SENARAI JADUAL

No. Jadual		Halaman
1.1	Perbandingan sistem pengesanan peristiwa jatuh berasaskan penglihatan komputer dengan bukan penglihatan komputer	4
2.1	Istilah yang digunakan dalam kajian ini serta takrifannya	10
3.1	Fungsi-fungsi kernel	59
4.1	Parameter dan nilai bagi model neuron	76
4.2	Set <i>parameter</i> untuk lapisan sel V1 dan MT	88
4.3	Algoritma pengelasan ilhaman biologi terubah suai	96
5.1	Jadual prestasi gabungan proses PLB+NDS dan proses PLB+SPF berdasarkan penilaian MSE, SSI dan PSNR (dB)	99
5.2	Pendekatan dan kaedah-kaedah penyarian fitur	101
5.3	Keputusan analisa frekuensi ruang-masa bagi 8 arah orientasi gerakan	114
5.4	Keputusan penalaan arah bagi aksi jalan dan jatuh ke hadapan	115
5.5	Keputusan awal pengesahihan silang pengelasan <i>k</i> -NN	120
5.6	Keputusan awal kernel linear, polinomial dan rbf untuk pengelasan SVM	121
5.7	Keputusan pemilihan fitur gerakan berasaskan pendekatan templat	122
5.8	Ringkasan keputusan pemilihan fitur	123
5.9	Keputusan pengelasan berdasarkan fitur gerakan berasaskan pendekatan templat, AVG dan ilhaman biologi	126
5.10	Ringkasan keputusan pengelasan aksi jalan dan jatuh	127
5.11	Tatatanda Big O untuk kaedah penyarian fitur gerakan	131
5.12	Masa latihan pengelasan bagi setiap fitur gerakan	133
5.13	Bacaan AUC keluk ROC bagi setiap kaedah fitur gerakan	136
5.14	Julat nilai ambang untuk analisa ROC	137
5.15	Pengelasan jatuh bagi set data MILE dan Auvinet et al. untuk fitur gerakan GaussH dengan pengelasan BFFNN-PD	142
5.16	Perbandingan Keputusan Pengelasan Peristiwa Jatuh Dengan Kajian Terdahulu	149

5.17	Perbandingan penilaian juri dengan keputusan keluaran fitur GaussH dengan pengelas BFFNN-PD	158
5.18	Tafsiran indeks Cohen's Kappa	159
B.1	Kesahihan lapangan bagi pangkalan set data Auvinet et al.	176
B.2	Kesahihan lapangan bagi pangkalan set data Auvinet et al. oleh Juri 1	177
B.3	Kesahihan lapangan bagi pangkalan set data Auvinet et al. oleh Juri 2	177
B.4	Kesahihan lapangan bagi pangkalan set data Auvinet et al. oleh Juri 3	178
B.5	Kesahihan lapangan bagi pangkalan set data Auvinet et al. oleh Juri 4	178
B.6	Kesahihan lapangan bagi pangkalan set data Auvinet et al. oleh Juri 5	179
B.7	Kesahihan lapangan pangkalan set data MILE untuk aksi jalan	179
B.8	Kesahihan lapangan pangkalan set data MILE untuk aksi jalan secara agresif	180
B.9	Kesahihan lapangan pangkalan set data MILE untuk aksi jogging	180
B.10	Kesahihan lapangan pangkalan set data MILE untuk aksi tunduk	180
B.11	Kesahihan lapangan pangkalan set data MILE untuk aksi duduk	180
B.12	Kesahihan lapangan pangkalan set data MILE untuk aksi meniarap	181
B.13	Kesahihan lapangan pangkalan set data MILE untuk aksi jatuh	181

SENARAI SINGKATAN

AVG	Aliran Vektor Gerakan
AUC	Area Under Curve
BFFNN	Bio-inspired Feed Forward Neural Network
<i>k</i> -NN	<i>k</i> - Nearest Neighbor
MGD	Motion Geometric Distribution
MHI	Motion History Image
MHH	Motion History Histogram
MVFI	Motion Vector Flow Image
MT	Middle Temporal
NDS	Neighborhood Data Support
NRH	Neighborhood Ratio Histogram
OVF	Optical Vector Flow
OVFPC	Optical Vector Flow Phase Correlation
PBSTT	Peristiwa yang Berlaku Secara Tiba-tiba
PLB	Penolakan Latar Belakang
RBF	Radial Basis Function
ROC	Receiver Operating Characteristics
SPF	Spatial Probability Filter
SVM	Support Vector Machine

BAB I



Pengecaman peristiwa adalah bidang penyelidikan yang semakin menjadi tumpuan di kalangan penyelidik dan telah digunakan secara meluas dalam aplikasi berasaskan komputer seperti video pengawasan untuk kawalan keselamatan, pengindeksan dan penerimaan semula video secara automatik serta pembangunan aplikasi yang memerlukan interaksi antara manusia dan komputer. Secara umumnya, pembangunan sistem pengecaman peristiwa adalah bertujuan untuk memberikan keselesaan dan keselamatan kepada kehidupan manusia. Oleh itu, kajian pengecaman peristiwa amat berkait rapat dengan kepentingan pemasangan sistem pengawasan keselamatan terutamanya di kawasan berisiko tinggi seperti kawasan awam, hospital, rumah pintar, pusat membeli-belah dan sebagainya. Penggunaan sistem pengawasan keselamatan amat penting untuk meningkatkan kawalan keselamatan dan merekod sebarang aktiviti yang tidak diingini bagi tujuan siasatan dan penambahbaikan. Pemasangan sistem penggera pula dapat menyegerakan bantuan semasa berlakunya kecemasan seperti kecurian, kebakaran, letupan, kecederaan fizikal dan kemalangan jiwa.

Kebanyakan kajian pengesanan peristiwa adalah merujuk kepada dwi-peristiwa sahaja, sama ada normal atau tak normal (Candamo et al. 2010; Popoola & Wang 2012). Peristiwa tak normal selalunya merujuk kepada sebarang perilaku manusia yang mencurigakan di tempat awam seperti berjalan pada arah yang bertentangan, berlari di dalam pusat membeli-belah, merayau-rayau atau melepak pada suatu tempat dan meninggalkan barang seperti beg atau kotak di tempat awam.

Walau bagaimanapun, peristiwa tak normal boleh dikelaskan dengan lebih terperinci iaitu sebagai peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba ataupun peristiwa yang tidak berlaku secara tiba-tiba. Contohnya, aktiviti merayau-rayau di tempat awam memerlukan satu jangka masa yang tertentu untuk dikelaskan sebagai peristiwa tak normal kerana ia tidak berlaku secara tiba-tiba. Namun, berbeza pula dengan peristiwa tak normal seperti peristiwa jatuh atau ragut yang dapat dikesan dengan serta merta. Ini kerana peristiwa jatuh atau ragut yang berlaku secara tiba-tiba menyebabkan perubahan yang drastik pada gerakan tubuh mangsa. Kejadian jatuh dan ragut ini memerlukan bantuan pertolongan segera diambil. Peristiwa tersebut dikelaskan sebagai peristiwa tak normal yang berlaku secara tiba-tiba. Justeru, pengesanan dan pengesanan peristiwa jatuh secara tiba-tiba khususnya warga tua atau kanak-kanak yang berasaskan penglihatan adalah amat perlu dilaksanakan demi menjaga keselamatan dan kepentingan awam sekaligus menjamin kesejahteraan kehidupan. Namun begitu, keberkesanan kajian pengesanan peristiwa jatuh secara tiba-tiba adalah bergantung kepada keberkesanan kaedah pengesanan objek dan algoritma mesin pembelajaran.

Penggunaan sistem penggera membolehkan tindakan pantas diambil bagi mengelakkan sebarang peristiwa yang lebih buruk berlaku seperti kecederaan ataupun kematian. Kesimpulannya, peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba adalah subset kepada peristiwa tak normal yang biasanya terjadi tanpa amaran awal (tidak diduga) dan menyebabkan berlakunya keadaan cemas yang memerlukan bantuan segera diambil bagi mengelakkan peristiwa yang lebih buruk daripada berlaku.

1.2 PERNYATAAN MASALAH

Populasi penduduk dunia dijangka akan terus meningkat sebanyak 9.3 billion menjelang tahun 2050 dan purata penduduk yang berumur melebihi 60 tahun juga dijangka bertambah sebanyak 28%. Keperluan kos hidup juga akan turut meningkat berikutan anggaran jangka hayat manusia yang bertambah sehingga 81 tahun menjelang 2100. Oleh itu, sistem pengawasan automatik di rumah atau pusat-pusat jagaan dapat membantu dalam menjamin keselamatan warga tua yang tinggal bersendirian. Sistem pengawasan ini dapat mengurangkan kos sumber manusia yang

diperlukan untuk menjaga keperluan harian, keselamatan dan kesejahteraan warga tua di pusat-pusat jagaan. Contohnya, (*Gerontology Home*, GERHOME) merupakan projek perintis (Bremond et al. 2010) yang menyediakan sistem pengawasan untuk warga tua secara automatik. Sistem ini berfungsi sebagai alat penggera yang disasarkan untuk warga tua bagi mengawasi sebarang kes kecemasan atau jenayah yang memerlukan bantuan segera daripada pihak yang bertanggungjawab. Oleh itu, kajian pengesanan peristiwa berasaskan penglihatan komputer ini bertujuan untuk merapatkan jurang dan kekurangan yang wujud dalam pembangunan sistem pengesanan peristiwa yang bukan berasaskan sistem penglihatan komputer seperti penderia dan peranti elektronik yang lain. Isu kajian pengesanan peristiwa berasaskan penglihatan komputer turut dibincang dan diulas dalam beberapa kertas kajian tentang pengesanan peristiwa jatuh (Noury et al. 2007; Mubashir et al. 2013; Raul et al. 2013).

Kebanyakan kajian (Barralonl et al. 2003; Nyan et al. 2008; Gamboa & Silva 2010; Majumder et al. 2014;) lebih menjurus ke arah rekaan penderia tahan lasak untuk dipakai oleh pengguna bagi mengesan sebarang peristiwa yang tidak diinginkan ketika mereka melakukan aktiviti-aktiviti harian. Antara penderia yang biasa digunakan adalah penderia lantai, penderia inframerah dan penderia tekanan. Penderia ini akan merakam bentuk isyarat yang terhasil dengan menggunakan kaedah meter pecut untuk mengukur pecutan tubuh badan dan aktiviti fizikal tubuh. Penderia ini juga dipasang pada dinding, di dalam kasut atau dipakai oleh pengguna pada bahagian tertentu tubuh seperti pergelangan tangan, pinggang dan kaki. Peristiwa jatuh secara tiba-tiba dapat dikesan melalui perubahan bentuk isyarat aktiviti fizikal pengguna yang bertukar secara drastik berbanding bentuk isyarat aktiviti normal. Seterusnya, pihak yang bertanggungjawab akan memberikan bantuan kecemasan dengan segera setelah menerima isyarat penggera. Walau bagaimanapun, penggunaan penderia ini sangat sensitif kepada gegaran yang boleh menyebabkan penghantaran isyarat palsu sekaligus menjejaskan kepekaan sistem pengawasan.

Kajian yang dibentangkan dalam tesis ini hanya memberi fokus kepada sistem pengesanan peristiwa jatuh berasaskan penglihatan komputer sahaja. Sistem pengesanan peristiwa jatuh berasaskan penglihatan komputer mempunyai beberapa kelebihan, antaranya ialah ia dapat mengatasi masalah penderia yang sering terdedah

kepada gangguan gegaran luaran. Pengesanan berasaskan penglihatan juga dapat memberi keselesaan kepada pengguna kerana tidak perlu memakai sebarang peranti terutamanya ketika sedang menjalani aktiviti harian atau ketika bersenam. Peranti yang menggunakan bateri pula perlu sentiasa dicas dan adakalanya pengguna terlupa untuk berbuat demikian. Selain itu, butang kecemasan yang terdapat pada peranti tidak dapat ditekan sekiranya mangsa jatuh dan pingsan. Pemasangan penderia pada dinding dan lantai pula melibatkan kos yang tinggi dan keberkesanan penderia juga bergantung pada bahan binaan dinding dan lantai yang digunakan. Oleh itu, pengesanan peristiwa berasaskan penglihatan komputer dilihat sebagai kaedah alternatif lain dalam membantu meningkatkan pengawasan untuk menjamin keselamatan pengguna. Keberkesanan sistem pengesanan yang dipasang bersama sistem penggera juga dapat mempercepat bantuan kecemasan untuk diberikan kepada mangsa. Jadual 1.1 menunjukkan perbandingan sistem pengesanan peristiwa jatuh berasaskan penglihatan komputer dan bukan penglihatan komputer.

Jadual 1.1 Perbandingan sistem pengesanan peristiwa jatuh berasaskan penglihatan komputer dengan bukan penglihatan komputer

Kaedah sistem pengesanan peristiwa	Bukan berasaskan penglihatan komputer	Berasaskan penglihatan komputer
Perkakasan	Alat pemakai peranti tahan lasak, penderia, peranti meter pecut (Barralonl et al 2003; Nyan et al. 2008; Majumder et al. 2014)	Satu atau berbilang kamera dan komputer untuk memproses data
Kelebihan	Perlindungan kerahsiaan pengguna, menggunakan penderia untuk mengesan gerakan, halaju dan kesan hentaman akibat jatuh	Kos yang efektif, mudah dan selesa untuk digunakan, kadar isyarat palsu yang kurang dan pengesanan perubahan bentuk tubuh melalui kaedah visual
Kekurangan	Kadar isyarat palsu yang tinggi, kurang selesa dipakai, terdedah pada gangguan hingar, tidak dapat mengesan perubahan bentuk tubuh	Hanya boleh mengesan gerakan dan halaju, melanggar hak privasi pengguna dan keberkesanananya bergantung pada kejituan imej bebayang objek yang terhasil yang dipengaruhi oleh hingar dan pencahayaan

Kaedah penyelidikan pengesanan peristiwa jatuh berasaskan penglihatan komputer menggunakan kaedah yang hampir sama. Kebanyakan kajian lepas melibatkan kaedah pengesanan objek yang dihasilkan melalui proses penolakan latar belakang. Kaedah yang paling popular adalah berdasarkan kotak pembatasan untuk menentukan kejadian jatuh. Fitur 2D berasaskan bentuk dan postur tubuh menjadi pilihan kebanyakan penyelidik terdahulu. Keberkesanan fitur 2D sangat bergantung kepada proses penolakan latar belakang untuk mendapatkan imej bebayang objek yang baik. Namun, fitur 2D tunggal sahaja tidak cukup untuk menentukan kejadian jatuh. Sebaliknya permodelan fitur 3D pula memerlukan data daripada beberapa kamera untuk menentukan posisi objek. Pemerolehan data 3D memakan masa yang agak lama dan tidak sesuai untuk aplikasi masa nyata. Manakala, pengecaman jatuh berasaskan fitur gerakan pula dapat menghasilkan penampilan arah dan halaju gerakan objek. Oleh itu, kajian ini telah mempertimbangkan fitur gerakan untuk menangani permasalahan dalam kajian pengecaman peristiwa jatuh. Ini kerana fitur gerakan dapat memberikan maklumat arah, halaju dan orientasi gerakan yang boleh mengesan perubahan mendadak pada gerakan tubuh ketika berlakunya peristiwa jatuh. Kajian ini turut mencadangkan penyarian fitur berasaskan pendekatan ilhaman biologi yang menyerupai pemprosesan maklumat visual dalam sistem penglihatan manusia.

1.3 OBJEKTIF KAJIAN

Berdasarkan latar belakang dan pernyataan masalah pada bahagian sebelum ini, objektif utama kajian ini ialah untuk membangunkan kaedah untuk mengesan dan mengenalpasti peristiwa warga tua terjatuh. Untuk mencapai objektif tersebut, beberapa sub-objektif disenaraikan seperti berikut:

- a. Membangunkan kaedah penyarian fitur gerakan baru yang sesuai untuk mengesan peristiwa warga tua terjatuh
- b. Menguji dan menambahbaik keupayaan pengelasan sedia ada dalam pengelasan peristiwa warga tua terjatuh
- c. Membangunkan sistem pengesanan dan pengelasan peristiwa warga tua terjatuh menggunakan pendekatan ilhaman biologi berasaskan sistem penglihatan sepenuhnya

1.4 SKOP KAJIAN

Kajian yang dijalankan hanya melibatkan pembangunan sistem pengesanan peristiwa jatuh dalam bentuk perisian sahaja. Kajian ini menggunakan data video daripada Universiti Montreal Kanada (Auvinet et al. 2010) dan pangkalan data MILE (Mile Group 2012). Video tersebut mengandungi rakaman simulasi peristiwa jatuh disamping beberapa aktiviti lain seperti berjalan, baring, tunduk dan duduk. Kajian ini terhad kepada peristiwa jatuh secara tiba-tiba dengan melibatkan hanya seorang pelaku sahaja dalam sesebuah video. Simulasi pula dijalankan dengan menggunakan satu atau lebih pandangan kamera tanpa tentukur yang tidak bersandar. Video ini dirakam dalam ruang bilik dengan pencahayaan lampu biasa. Pengelas dua keadaan diuji untuk membuat perbandingan di antara peristiwa jatuh berbanding aktiviti normal yang lain.

Pengesanan objek pada peringkat awal pemprosesan imej bertujuan untuk mendapatkan imej bebayang objek, sekaligus imej bebayang objek ini dapat menangani isu perlindungan kerahsiaan dalam kajian pengesanan peristiwa jatuh. Imej bebayang objek diperolehi melalui proses penolakan latar belakang dengan teknik pelicinan sokongan data kejiranan (NDS) dan penuras kebarangkalian ruang (SPF). Manakala, kaedah penyarian fitur gerakan terbahagi kepada tiga kategori iaitu sifat gerakan ruang-masa berasaskan pendekatan 1) templat, 2) aliran vektor gerakan (AVG) dan 3) ilhaman biologi sistem penglihatan manusia. Pada bahagian akhir kajian, pengelas terbaik diperolehi berdasarkan kadar pengecaman peristiwa jatuh yang tertinggi. Penambahbaikan pengelas dilakukan untuk meningkatkan kadar kejituan sistem pengesanan peristiwa jatuh. Fokus utama kajian adalah penyarian fitur gerakan berdasarkan sistem penglihatan dan kaedah pengelasan yang diilhamkan daripada rangkaian ilhaman biologi.

1.5 SUSUN ATUR TESIS

Tesis ini mengandungi enam bab keseluruhannya. Bab I menerangkan secara umum tentang permasalahan dan objektif kajian. Bab II membentang serta merumuskan kajian kepustakaan yang berkaitan dengan kajian pengesanan peristiwa khususnya

peristiwa jatuh yang berasaskan penglihatan komputer. Bab III pula memfokus kepada kaedah penyelidikan kajian yang melibatkan tiga langkah utama iaitu pemrosesan awal imej, penyarian fitur dan pengelasan peristiwa jatuh. Seterusnya, Bab IV menerangkan secara terperinci tentang kaedah penyarian fitur dan pengelasan yang berasaskan kaedah ilhaman biologi untuk mengesan peristiwa jatuh. Hasil keputusan kajian berdasarkan kepada beberapa kaedah penyarian fitur gerakan dipersembahkan dalam Bab V. Proses pengelasan dilakukan dan dibandingkan dengan beberapa pengelas yang lain. Tesis ini diakhiri dengan Bab VI yang merumuskan hasil dan sumbangan kajian serta mencadangkan beberapa perkara bagi tujuan penambahbaikan kajian pada masa depan.

BAB II

KAJIAN KEPUSTAKAAN

2.1 PENGENALAN

Bab ini membentangkan hasil kajian kepustakaan tentang pengecaman peristiwa jatuh yang telah dilakukan. Ianya dimulakan dengan penerangan tentang a) istilah yang diguna pakai dalam pengesanan peristiwa, b) perbezaan di antara peristiwa tak normal dengan peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba iaitu peristiwa jatuh dan c) sifat-sifat khusus peristiwa jatuh. Ini diikuti pula dengan sorotan kajian terdahulu mengenai kajian pengesanan peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba iaitu jatuh dan ragut. Pengenalan kepada istilah yang digunakan dalam kajian pengesanan peristiwa bertujuan untuk memberi pendedahan awal dan sekaligus menjurus ke arah kepentingan kajian pengesanan peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba. Bahagian seterusnya menyingkap kaedah yang telah digunakan oleh penyelidik terdahulu berkaitan dengan kaedah pra-pemprosesan imej, kaedah pengesanan, kepelbagaian penyarian fitur dalam proses pengecaman corak sesuatu objek dan penentuan mesin pembelajaran yang terbaik. Hasil kajian kepustakaan penyelidikan terdahulu dijadikan rujukan serta asas kepada penambahbaikan kaedah yang dicadangkan dalam kajian ini.

2.2 ISTILAH YANG DIGUNAKAN DALAM PENGESANAN PERISTIWA

Terdapat beberapa istilah yang telah diguna pakai secara tidak konsisten dalam kajian pengesanan peristiwa. Antaranya ialah istilah 'peristiwa' yang digunakan untuk menerangkan maksud yang sama dengan aksi dan aktiviti. Namun, sehingga kini masih belum terdapat takrifan khusus bagi membezakan penggunaan istilah-istilah

tersebut. Istilah ‘aksi’ dibezakan daripada ‘aktiviti’ oleh Bobick (1997) berdasarkan kewujudan peristiwa dalam sesebuah adegan, dengan ‘aksi’ berada pada aras semantik yang lebih tinggi berbanding ‘aktiviti’. Istilah ‘aksi’ ditakrifkan sebagai gerakan corak yang berbentuk gerak-isyarat tubuh dan mempunyai trajektori yang tersendiri seperti berjalan, berlari, duduk dan sebagainya. Takrifan ini turut dipersetujui oleh Ballan et al. (2010) yang menakrifkan ‘aksi’ sebagai tugas ringkas yang berorientasikan pergerakan tubuh untuk berinteraksi dengan objek dan persekitarannya. Namun, berbeza dengan Lavee et al. (2009) yang merumuskan istilah ‘aksi’ adalah sebahagian daripada ‘peristiwa’.

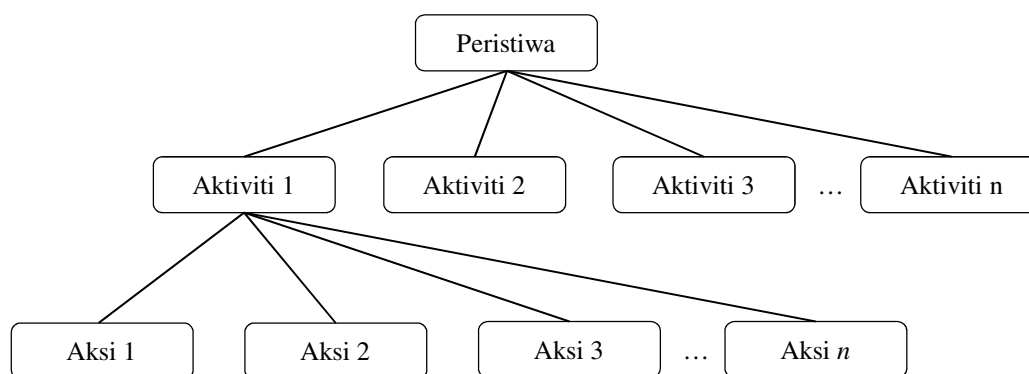
Istilah ‘aktiviti’ pula melibatkan jujukan gerakan yang berulang (Teddy 2009). Takrifan ini turut digunakan dalam beberapa kajian lain yang merumuskan istilah ‘aktiviti’ sebagai jujukan ‘aksi’ yang dipersembahkan oleh individu atau beberapa orang pelaku dan berlaku dalam jangka masa yang lama untuk berinteraksi dengan objek iaitu pasif entiti atau sesuatu yang tidak bergerak (Ballan et al. 2010; Nikom 2011).

Seterusnya, istilah ‘peristiwa’ pula kebiasaannya bergantung kepada perihal sesuatu aplikasi yang bertujuan untuk menerangkan ‘apa yang sedang berlaku’. Beberapa kajian sebelum ini menakrifkan ‘peristiwa’ sebagai pelbagai ‘aksi’ atau ‘aktiviti’ yang wujud dalam jujukan masa secara linear dan mempunyai aras tunggal dalam entiti ruang-masa (Hongeng & Nevatia 2001; Candamo et al. 2010). Istilah ‘peristiwa’ juga ditakrifkan sebagai perubahan keadaan pada dua masa yang berturutan (Teddy 2009). Satu lagi takrifan yang lebih jelas adalah ‘peristiwa’ merupakan sesuatu yang berlaku pada lokasi dan masa yang tertentu iaitu mempunyai segmen masa mula dan tamatnya sesuatu peristiwa (Ballan et al. 2010; Kurby & Zacks 2008). Dengan itu, satu senarai ringkas istilah beserta takrifannya untuk kegunaan dalam kajian pengesanan peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba telah disenaraikan pada Jadual 2.1.

Jadual 2.1 Istilah yang digunakan dalam kajian ini serta takrifannya

Istilah	Takrifan
Aksi	Siri-siri gaya oleh seseorang pelaku secara individu atau berinteraksi dengan objek atau berinteraksi dengan pelaku yang lain
Aktiviti	Kepelbagaian aksi yang dilakukan untuk satu tujuan atau objektif yang tertentu
Peristiwa	Masa untuk menyelesaikan sesuatu 'aktiviti'

Rajah 2.1 menunjukkan hubungan hirarki di antara 'peristiwa', 'aksi' dan 'aktiviti' dalam sesebuah video berdasarkan istilah yang mendefinisikan 'peristiwa' berada pada aras semantik tertinggi, diikuti oleh 'aktiviti' dan 'aksi' (Nagel, 1988; Venu, 2011).



Rajah 2.1 Aras hirarki hubungan semantik

2.3 PERISTIWA TAK NORMAL

Secara umumnya, kebanyakan kajian pengesanan peristiwa adalah merujuk kepada peristiwa tak normal. Peristiwa tak normal ditakrifkan sebagai peristiwa yang bergantung kepada tempoh masa dan ruang tetapi tidak menepati mana-mana bentuk pergerakan yang telah dilalui sebelumnya (Popoola & Wang 2012). Takrifan tersebut telah diformulasikan melalui konsep asal yang mengelaskan peristiwa tak normal sebagai suatu peristiwa yang berlaku pada tempat dan masa yang tidak sepatutnya (Varadarajan & Odobez 2009) serta disifatkan sebagai peristiwa yang jarang berlaku atau tidak menyamai peristiwa normal (Johnson et al. 2005).

2.4 PERISTIWA YANG BERLAKU SECARA TIBA-TIBA (PBSTT)

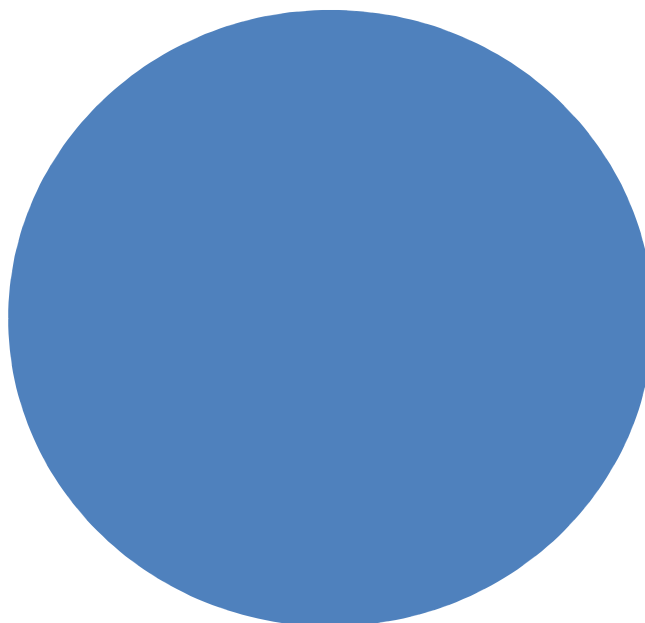
Peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba (PBSTT) belum pernah ditakrifkan secara khusus dalam sebarang kajian sebelum ini. Menurut pandangan ahli psikologi, PBSTT adalah pergerakan yang disebabkan oleh perubahan bentuk yang signifikan kepada trajektori pergerakan (Jagacinski et al. 1983). Tekanan yang diberikan kepada objek semasa peristiwa telah menyebabkan terhasilnya perubahan dinamik kepada arah dan kelajuan objek.

Justeru, kajian ini menakrifkan istilah PBSTT sebagai peristiwa tak normal yang berlaku di luar jangkaan dan tidak diduga. PBSTT berlaku secara mendadak dan perlakuannya menyimpang daripada peristiwa yang berlaku pada tempoh sebelumnya. PBSTT juga akan menyebabkan berlakunya peristiwa cemas di mana bantuan dan tindakan segera perlu diambil. Contohnya, peristiwa apabila warga tua yang tinggal bersendirian terjatuh yang mungkin disebabkan oleh faktor hilang keseimbangan badan, hilang bantuan sokongan objek luaran seperti tongkat dan tergelincir atau melanggar sesuatu objek secara tidak sengaja. Peristiwa jatuh ini dikenal pasti sebagai peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba kerana berlaku di luar jangkaan dan peristiwa atau kejadian tersebut perlu dikesan segera bagi membolehkan bantuan perubatan diberi kepada mangsa. Hal ini jelas menunjukkan bahawa peristiwa yang berlaku secara tiba-tiba mempunyai sifat-sifat peristiwa yang perlu dikenalpasti dengan segera.

Namun, pengecaman peristiwa taknormal adalah sebaliknya kerana ia memerlukan tempoh masa tertentu bagi tujuan pengesanan. Untuk menerangkan perbezaan antara peristiwa taknormal dan PBSTT, dua contoh telah digunakan seperti berikut. Pertama, peristiwa beg yang ditinggalkan di tempat awam seperti lapangan terbang, stesen bas dan lain-lain adalah dikategorikan sebagai peristiwa taknormal. Ini kerana peristiwa beg ditinggalkan melibatkan satu tempoh masa yang tertentu yang perlu diambil kira bagi mengesahkan bahawa beg tersebut tidak dimiliki oleh mana-mana individu yang berdekatan dengan objek dan disahkan sebagai beg yang telah ditinggalkan oleh pemiliknya. Contoh kedua adalah peristiwa ragut yang dikelaskan sebagai PBSTT kerana kejadiannya tidak diduga dan boleh dikesan dengan segera.

Peristiwa ragut biasanya berlaku di tempat terbuka dan menarik perhatian orang awam untuk segera memberikan bantuan kepada mangsa ragut.

Kesimpulannya, takrifan PBSTT adalah: 1) subset kepada peristiwa luar biasa, 2) peristiwa yang berlaku yang berlaku di luar jangkaan, tidak diduga dan mencetuskan peristiwa cemas, serta, 3) peristiwa yang memerlukan tindakan segera diambil seperti memicu alat penggera keselamatan secara automatik supaya dapat mengelakkan peristiwa yang lebih buruk berlaku. Takrifan PBSTT digambarkan pada Rajah 2.2.



Rajah 2.2 Gambarajah pengecaman PBSTT

2.5 KLASIFIKASI PBSTT

PBSTT yang melibatkan manusia boleh dikategorikan kepada dua kumpulan iaitu 1) peristiwa yang melibatkan seorang pelaku (individu), dan 2) peristiwa yang melibatkan lebih daripada seorang pelaku.

2.5.1 PBSTT Individu

Peristiwa ini hanya menonjolkan perilaku seorang pelaku sahaja tanpa sebarang interaksi yang melibatkan orang lain. Contohnya, peristiwa pesakit yang jatuh dari katil di wad hospital atau orang tua yang jatuh di rumah penjagaan atau rumah sendiri.

2.5.2 PBSTT Berbilang Individu

Peristiwa ini melibatkan perilaku dua orang atau lebih yang berinteraksi antara satu sama lain (berbilang individu). Sebagai contoh, mangsa yang berseorangan diserang oleh beberapa orang pelaku lalu mencetuskan pergaduhan, aksi peragut di tempat awam dan lain-lain.

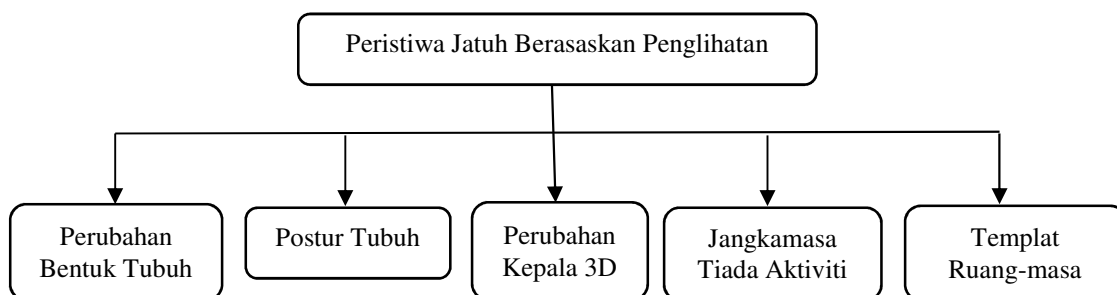
2.6 KAEDAH PENGESANAN PBSTT INDIVIDU

Kaedah pengesanan PBSTT bagi individu hanya memfokuskan kepada peristiwa jatuh. Terdapat tiga senario peristiwa jatuh utama iaitu jatuh ke hadapan (tertiarap), jatuh ke belakang (terlentang) dan jatuh ke sisi (tumbang). Ciri dan faktor senario jatuh tersebut adalah seperti berikut,

1. Jatuh ke hadapan/tertiarap - peristiwa jatuh ke hadapan merupakan kejadian yang sering berlaku kepada warga tua (Stephen et al. 2013). Peristiwa mangsa yang terjatuh ke hadapan biasanya berlaku ketika posisi awal mangsa adalah berdiri atau berjalan. Mangsa akan terjatuh dengan pantas dan menghasilkan amplitud pergerakan tubuh yang besar dalam tempoh masa yang pendek (kurang dari 2 saat). Manakala, posisi tubuh pula jatuh dalam satu arah yang menyebabkan posisi kepala dan seluruh tubuh berubah daripada menegak kepada mendatar. Peristiwa sebegini biasanya berlaku disebabkan faktor gangguan pada otot *hamstring* di peha atau disebabkan oleh kegagalan fungsi organ dalaman yang menyebabkan sakit jantung, tekanan darah rendah dsbnya. Selain daripada faktor dalaman, peristiwa jatuh pada posisi ini mungkin disebabkan oleh susun atur perabot atau objek lain yang menghalang laluan pelaku. Susun atur yang tidak sesuai menyebabkan mangsa terlanggar objek tersebut (kaki tersadung) lalu jatuh akibat hilangnya kawalan keseimbangan tubuh.

2. Jatuh ke belakang/ terlentang - peristiwa jatuh ke belakang biasanya berlaku ketika posisi awal mangsa adalah pada keadaan berdiri atau duduk dan kebiasaannya melibatkan senario di mana bahagian belakang tubuh mangsa berada pada kedudukan terbaring di atas permukaan lantai. Peristiwa jatuh terlentang ini seringkali berpunca daripada aktiviti harian seperti tergelincir akibat lantai licin ketika berjalan. Peristiwa jatuh dengan posisi ke belakang turut menghasilkan pergerakan amplitud tubuh yang besar.
3. Jatuh ke sisi/ tumbang - posisi jatuh ke sisi adalah senario di mana mangsa jatuh dan terbaring pada keadaan sisi kanan atau kiri tubuh berada pada kedudukan mendatar di atas permukaan lantai. Posisi jatuh yang sebegini merupakan yang paling kerap berlaku disebabkan oleh hilangnya kawalan keseimbangan badan. Kehilangan kawalan keseimbangan badan biasanya dialami oleh penghidap Parkinson yang menyebabkan pergerakan tubuh badan terbatas disebabkan oleh tubuh mereka yang menggigil (Stephen et al. 2013). Posisi jatuh ke sisi juga boleh berlaku ketika mangsa jatuh dari katil semasa tidur. Kebiasaannya, posisi jatuh ke sisi berlaku secara perlahan dan hanya menghasilkan gerakan amplitud yang kecil.

Kaedah pengesanan peristiwa jatuh berasaskan penglihatan ini memanfaatkan kemampuan kamera dan teknologi sistem ingatan dalam merekod seberapa banyak maklumat konteks seseorang dan persekitarannya seperti lokasi, masa, pergerakan yang dilakukan, perilaku serta aksi seseorang. Rajah 2.3 menunjukkan klasifikasi kaedah peristiwa jatuh yang berasaskan penglihatan komputer.



Rajah 2.3 Klasifikasi kaedah peristiwa jatuh

2.6.1 Perubahan Bentuk Tubuh

Kaedah pengesanan peristiwa jatuh telah banyak dihasilkan berdasarkan perubahan mendadak terhadap bentuk tubuh (Noury et al. 2007) yang melibatkan perubahan orientasi tubuh dari posisi menegak ke posisi melintang. Perubahan posisi ini dikesan melalui sifat geometri yang paling popular iaitu kotak pembatasan (Miaou et al. 2006; Vishwakarma et al. 2007; Anderson et al. 2009;) dan elips terhampir (Foroughi et al. 2008; Rougier et al. 2007). Pemprosesan awal imej perlu dilakukan untuk menghasilkan imej bebayang tubuh bagi tujuan pengesanan peristiwa jatuh melalui kaedah penolakan latar belakang. Hasil penolakan latar belakang yang baik perlu mengambil kira kaedah untuk mengurangkan hingar, kesan pencahayaan, pembuangan bayang dan keupayaannya dalam menangani latar belakang imej yang berserabut. Sifat geometri daripada imej bebayang yang diperolehi boleh menentukan kedudukan titik tengah, nisbah bidang, sudut jatuh, kecerunan mengufuk dan menegak, unjuran posisi kepala dan halaju gerakan.

Namun, kelemahan pada kaedah penolakan latar belakang (PLB) yang digunakan ialah penghasilan imej bebayang yang besar ketika objek sedang bergerak dan imej bebayang beransur-ansur hilang apabila objek berhenti bergerak (Mirmahboub et al. 2013). Hal ini disebabkan oleh PLB yang sentiasa mengemaskini latar belakang imej dan menyebabkan objek yang tidak bergerak turut menjadi sebahagian daripada latar belakang.

Lazimnya, peristiwa jatuh dapat dikesan apabila orientasi tubuh berubah daripada posisi menegak kepada mengufuk. Perubahan orientasi tubuh ini menyebabkan nilai nisbah bidang meningkat (Miaou et al. 2006; Vishwakarma et al. 2007). Gabungan sifat orientasi tubuh dan halaju pusat imej bebayang objek mengesahkan peristiwa jatuh dengan mengambil kira nilai ambang yang berbeza mengikut perbezaan ketinggian seseorang (Lee & Mihailidis 2005). Namun begitu, nisbah bidang pada objek yang dirakam oleh berbilang kamera pada jarak kurang daripada 4 meter mempengaruhi kepersisan keputusan pengesanan (Cucchiara et al., 2005). Selain itu, peristiwa jatuh juga boleh dikesan apabila sudut paksi kotak pembatasan dengan paksi mengufuk adalah kurang daripada 45 darjah (Vishwakarma et al. 2007). Namun begitu, kaedah ini tidak boleh digunakan apabila mangsa jatuh pada arah yang sama atau bertentangan dengan pandangan kamera.

Peristiwa jatuh biasanya berlaku secara tiba-tiba atau secara tidak sengaja dan menyebabkan perubahan mendadak kepada bentuk tubuh. Perubahan bentuk tubuh dikira berdasarkan kuantiti gerakan yang dihasilkan melalui kombinasi perwakilan elips terhampir dan sejarah gerakan imej (MHI) (Rougier et al. 2007). Perubahan bentuk tubuh secara drastik ini juga dibuktikan melalui kaedah pepadanan konteks bentuk yang diukur menggunakan purata kos pepadanan dan jarak Procustes (Rougier et al., 2011). Selain penggunaan fitur kotak pembatasan, nisbah bidang, orientasi tubuh atau pepadanan titik pinggir yang disari berdasarkan perubahan bentuk tubuh, fitur ruang skala kelengkungan (*curvature scale space*, CSS) digunakan untuk mengesan kejadian jatuh yang pantas atau perlahan (Ma et al., 2014). Kaedah CSS membezakan aktiviti pelaku melalui lengkung yang diperolehi berdasarkan titik maksima. Sifat fitur CSS yang teguh terhadap perubahan bentuk tubuh menghasilkan fitur yang lebih padat untuk membezakan di antara aktiviti normal dan peristiwa jatuh.

Namun, perubahan bentuk tubuh mempengaruhi kejituan keputusan pengesanan jatuh sekiranya mangsa yang jatuh terlindung dengan objek lain pada pandangan kamera. Hal ini disebabkan oleh kekurangan titik pepadanan yang terselindung di sebalik objek lain bagi mengukur jarak pinggir antara dua bingkai video yang berturutan. Bentuk tiga dimensi tubuh seseorang dapat dibangunkan melalui perubahan bentuk tubuh yang dikesan melalui tentukur kamera (Auvinet et al.

2011). Peristiwa jatuh dikenalpasti apabila analisa isipadu sebaran tubuh 3D menunjukkan sebaran pada paksi mendatar iaitu pada kedudukan yang hampir dengan permukaan lantai. Penggunaan berbilang kamera dan unit pemprosesan grafik (GPU) boleh meningkatkan keberkesanan algoritma yang dibina. Kebolehpercayaan sistem pengesanan peristiwa jatuh menggunakan maklumat perubahan bentuk tubuh perlu disokong oleh tentukur kamera atau penggunaan sensor Kinect untuk merekod kedalaman imej (Rougier et al. 2011; Mastorakis & Makris 2012).

Penggunaan kamera lebar pula digunakan dalam kajian Bosch-Jorge et al. (2014) bagi mengurangkan bilangan kamera yang diperlukan untuk mengawasi kawasan yang lebih luas. Fitur vektor graviti iaitu sudut di antara vektor graviti dan garisan dari kaki ke kepala serta saiz badan bahagian atas dikira berdasarkan tentukur kamera. Namun, pengelasan peristiwa jatuh berbanding berbaring yang dikira berdasarkan bilangan bingkai imej dengan nisbah sebenar saiz badan bahagian atas tidak dapat dibezakan dengan baik.

2.6.2 Postur Tubuh

Aktiviti manusia mengandungi beberapa aksi yang menggambarkan pelbagai gaya tubuh yang berbeza. Oleh itu, peristiwa jatuh juga boleh ditentukan dengan postur tubuh yang tertentu. Hal ini selaras dengan beberapa kajian lepas yang menggunakan sifat postur dalam pengesanan peristiwa jatuh. Contohnya, peta postur tubuh telah dibina melalui unjuran histogram untuk mengawasi pergerakan seseorang (Cucchiara et al. 2005). Jelmaan diskret Fourier (DFT) dilaksanakan pada unjuran histogram untuk mendapatkan magnitud pekali jelmaan Fourier, nisbah panjang dan lebar bebayang sebagai sifat penentuan postur tubuh (Juang et al. 2007).

Seterusnya, kaedah bentuk tubuh penyegitigaan Delaunay telah digunakan untuk mengecam perbezaan postur tubuh dengan penggunaan berbilang kamera (Hsu et al. 2005). Manakala, pengecaman gaya tubuh melalui penggunaan kamera tunggal (Htike et al. 2011) mencadangkan kaedah ulangan sampel agihan perentas di sepanjang kawasan bebayang kontur dan pembentukan model gaya tubuh dengan menggunakan algoritma pemaksimuman-jangkaan (EM). Selain itu, analisis

komponen prinsipal (PCA) digunakan untuk menyari paksi prinsipal dan kedudukan titik tengah bayang tubuh badan yang ditandakan sebagai pusat graviti dalam penyarian fitur postur (Brulin et al. 2012). Manakala, kepelbagaian postur tubuh terutamanya pada postur berdiri, baring, duduk dan menunduk boleh dibezakan melalui pemadanan elips dan unjuran histogram sepanjang paksi elips (Miaou et al. 2013).

Namun begitu, pengesanan jatuh berdasarkan postur tubuh banyak bergantung kepada keberkesanan kaedah PLB dan cabarannya terletak pada mengklasifikasikan bentuk tubuh baring atau menunduk berbanding posisi jatuh. Kebanyakan kajian bentuk postur yang menggunakan penyarian tubuh berdasarkan imej bayang objek mengambil kira sifat ketinggian dan kelebaran tubuh untuk mendapatkan nilai nisbah bidang. Hal ini menyebabkan berlakunya kesilapan pengiraan lebar imej bayang tubuh sekiranya pelaku meregangkan tangan ke atas. Oleh itu, profil kotak pembatasan bagi anggota atas tubuh yang dihasilkan melalui kaedah unjuran histogram boleh menunjukkan perbezaan ketara yang wujud antara postur tubuh berdiri dan baring (Liu et al. 2010).

2.6.3 Perubahan Kepala 3D

Selain daripada membuat analisa jatuh berdasarkan keseluruhan tubuh badan, pengesanan bahagian tertentu tubuh seperti kepala telah digunakan untuk mengesan peristiwa jatuh. Bahagian kepala menghasilkan gerakan/anjakan yang terbesar ketika jatuh berbanding dengan bahagian tubuh yang lain. Konsep ini selaras dengan keputusan ANOVA terhadap ciri halaju yang menunjukkan halaju puncak tertinggi dihasilkan oleh peristiwa jatuh berbanding semua aktiviti normal (Wu, 2000). Kajian awal kaedah analisa pengesanan bahagian tubuh untuk mengesan peristiwa jatuh dibuat melalui pengiraan jarak menegak antara kedudukan sentroid kepala dan kedudukan kaki berdasarkan kepada blok-blok kecil yang telah dibahagi pada imej tersebut (Shoaib et al. 2010). Taburan Gaussian yang mewakili set blok tersebut digunakan untuk menentukan kedudukan kepala. Seterusnya, peristiwa jatuh ditentukan apabila jarak menegak melebihi nilai ambang yang telah dipilih. Kaedah penentuan jarak kepala dengan kaki ini telah mencapai kadar pengesanan peristiwa

jatuh sebanyak 96%. Namun, kebergantungan pada pengesanan kedudukan kepala 2D menyebabkan peristiwa jatuh gagal dikesan jika kepala mangsa tidak kelihatan dalam imej tersebut akibat terlindung daripada objek lain.

Oleh itu, pengesanan perubahan kepala 3D diperkenalkan untuk mengatasi kelemahan pengesanan kepala 2D melalui kaedah seperti unjuran histogram (Foroughi et al. 2008). Selepas itu, peristiwa jatuh disahkan oleh model kepala 3D berdasarkan tempoh masa gerakan mendatar yang lebih panjang berbanding gerakan menegak (Jansen & Deklerck 2006). Selain itu, perubahan kepada 3D dikesan melalui model warna kulit yang bertujuan untuk menentukan kedudukan kepala (Hazelhoff et al. 2008), model penuras partikel berdasarkan kuantiti gerakan MHI (Miao et al. 2009) dan penjejakan kepala menggunakan penuras partikel (Rougier et al. 2010). Sifat halaju juga dapat menyari trajektori model kepala bentuk 3D ellipsoid untuk mengesan peristiwa jatuh (Rougier et al. 2010). Seterusnya, nilai ambang yang sesuai digunakan untuk mengesan peristiwa jatuh pada kadar kepekaan 100% dengan kadar ralat 5% pada jarak objek melebihi 5 meter. Kelebihan kaedah pengesanan peristiwa jatuh berdasarkan perubahan kepala 3D ialah kedudukan kepala kurang bertindih dengan pandangan kamera dan kuantiti gerakan kepala yang tinggi sesuai digunakan untuk mengesan peristiwa jatuh. Namun, masa operasi yang panjang diperlukan bagi memproses data yang diperolehi dari berbilang kamera untuk aplikasi penjejakan 3D dalam masa nyata.

2.6.4 Jangkamasa Tiada Aktiviti

Lazimnya, peristiwa jatuh berakhir dengan keadaan mangsa pengsan dan tidak bergerak atau membuat sedikit pergerakan kecil akibat kesakitan. Oleh itu, pengesanan peristiwa jatuh disahkan apabila tiada sebarang trajektori gerakan dikesan dalam tempoh masa tersebut. Namun, gerakan juga tidak terhasil dalam tempoh masa tertentu sekiranya objek hanya duduk atau baring. Oleh itu, kajian terdahulu telah mengelaskan ketiadaan aktiviti kepada dua zon iaitu zon keadaan normal seperti kerusi, sofa atau katil; dan zon keadaan tidak normal iaitu di atas lantai (Nart-Charif & McKenna 2004). Penghasilan trajektori gerakan dirakam melalui video yang menggunakan kamera omni (Nart-Charif & McKenna 2004) untuk mengesan gerakan

dari pandangan atas objek dan kamera stereo (Jansen & Deklerck 2006) untuk merekod kedalaman imej bagi menentukan kawasan orientasi tubuh. Ketiadaan aktiviti disahkan apabila tiada perubahan pada orientasi tubuh objek pada zon tidak normal dan jangkamasa tersebut dikenalpasti sebagai tempoh masa berlakunya peristiwa jatuh. Ini selari dengan dapatan kajian yang menggabungkan pengesanan ketiadaan aktiviti dengan maklumat 3D postur tubuh melalui objek bebayang dan penentuan pusat jisim tubuh bagi tujuan pengesanan peristiwa jatuh seperti yang dilaporkan oleh Diraco et al. (2010).

Walau bagaimanapun, kaedah pengesanan peristiwa jatuh berdasarkan jangka masa tiada aktiviti adalah terdedah kepada masalah kegagalan sistem pengesanan jatuh jika seseorang itu tidur di kawasan zon tidak normal pada siang hari. Peristiwa jatuh juga akan lewat dikesan jika perlu mengambil kira tempoh masa tiada aktiviti yang tertentu. Selain itu, sistem ini juga perlu melakukan konfigurasi semula kedudukan zon normal dan zon tidak normal setiap kali pengguna mengubah susun atur perabot rumah. Namun, kelebihannya terletak pada beban pengkomputeran yang rendah dan dengan itu, hanya memerlukan peranti komputer yang berkapasiti kecil sahaja untuk aplikasi masa nyata.

2.6.5 Templat Ruang-masa

Pengesanan peristiwa jatuh berdasarkan templat gerakan ruang-masa perlu mengumpulkan maklumat seperti halaju, arah dan mengesan perubahan gerakan yang berlaku secara mendadak. Kaedah imej sejarah gerakan (MHI) (Bobick & Davis 2001) telah dilaksanakan dalam kajian pengesanan peristiwa jatuh berdasarkan hipotesis bahawa objek mengalami perubahan gerakan yang besar ketika jatuh. MHI merupakan imej yang diunjurkan oleh gabungan beberapa gerakan imej. Gerakan imej semasa diwakili oleh keamatan piksel yang tinggi berbanding gerakan imej yang terdahulu yang berkeamatan piksel rendah. Kaedah MHI telah digabungkan dengan analisa perubahan bentuk tubuh bagi mengesan peristiwa jatuh (Rougier et al. 2007). Kuantiti gerakan yang terhasil adalah berbeza bagi setiap aktiviti yang sedang dilakukan dan kuantiti gerakan meningkat apabila peristiwa jatuh dikesan.

Kaedah templat ruang-masa yang dikenali sebagai imej gerakan masa bersepadu (ITMI) menggabungkan maklumat gerakan dan masa berlakunya sesuatu gerakan sebagai satu model bersepadu dalam menentukan bentuk tubuh bagi menentukan aktiviti yang sedang dilakukan (Foroughi et al. 2008). Pengurangan dimensi sifat gerakan dengan menggunakan kaedah ruang eigen dilakukan sebelum disuap masuk sebagai input ke dalam pengelas rangkaian neural. Selain mengambil kira sifat gerakan dalam templat ruang masa, halaju dan arah gerakan turut digunakan bagi membezakan peristiwa jatuh berbanding dengan aktiviti harian yang lain. Contohnya, faktor halaju diambil kira dalam penganalisaan gaya jalan seseorang bagi menentukan ketaknormalan pada aktiviti yang sedang berlaku (Wang 2011). Manakala, kaedah imej aliran vektor gerakan (MVFI) berasaskan templat gerakan ruang masa (Olivieri et al. 2012) mengekod maklumat halaju dan arah gerakan bagi meningkatkan kepekaan terhadap gerakan tubuh yang pantas ketika peristiwa jatuh berlaku.

Gabungan sifat 2D seperti nisbah paksi major dan paksi minor elips, sudut jatuh, kuantiti gerakan, gerakan tenaga imej (MEI) dan kawasan gerakan (MA) digunakan untuk membangunkan sistem pengesanan awal melalui pengesanan peristiwa tergelincir sebelum berlakunya peristiwa jatuh (Liao et al. 2012). Kaedah penyarian fitur berdasarkan korelasi templat ruang-masa mempunyai kelebihan dalam video yang mempunyai resolusi dan kualiti video yang rendah serta mudah untuk dilaksanakan dengan pengkomputeran algoritma yang minima (Paul et al. 2013). Walau bagaimanapun, kaedah templat ruang-masa ini mudah terdedah kepada hingar dan mengalami perbezaan tempoh masa gerakan semasa aktiviti berlangsung.

2.7 KAEDAH PENGESANAN PBSTT BAGI BERBILANG INDIVIDU

Kebiasaannya, PBSTT berbilang individu melibatkan beberapa peristiwa khusus seperti ragut dan serangan. Pemasangan sistem pengawasan yang boleh mengesan peristiwa ragut, rompakan, serangan dsb. Pemasangan system pengawasan terutamanya di tempat awam yang sunyi boleh mengurangkan kadar jenayah dan menjamin kesejahteraan hidup. Kajian kepustakaan ini hanya memfokuskan kepada peristiwa jenayah ragut sahaja.

Kajian tentang pengesanan peristiwa jenayah ragut menggunakan kaedah pemprosesan aras rendah dan aras tinggi. Pemprosesan aras rendah melibatkan langkah penjejakan objek iaitu mangsa dan pelaku serta pengesanan corak gerakan kedua-dua objek tersebut. Corak gerakan objek dikenal pasti dengan menggunakan kaedah aliran optik untuk menganggar kecerunan piksel yang mengalami perubahan gerakan (Goya et al. 2009; Ibrahim et al. 2012). Penjejakan objek juga boleh menghasilkan corak trajektori gerakan (Liu & Chua 2006) yang dapat menggambarkan peranan objek tersebut dalam sesebuah adegan. Peranan objek tersebut diperhatikan dan diramal berdasarkan kelompok corak trajektori gerakan yang sama dan dikelaskan menggunakan model Markov tersembunyi (HMM) (Liu & Chua 2006). Manakala, pepadanan corak vektor aliran dilakukan dengan menggunakan mesin vektor sokongan (SVM) bagi mengesan peristiwa ragut (Ibrahim et al. 2012). Teknik vektor aliran dapat menghasilkan keputusan pengesanan yang baik dalam video pengamatan, namun ini amat sensitif pada perubahan pencahayaan dan hingar serta perlaksanaanya dalam sistem masa nyata adalah sukar kerana masa pengiraan yang lama (Ibrahim et al. 2012). Penyarian fitur gerakan juga boleh digunakan untuk mengira jarak antara dua objek dan halaju gerakan. Pemerhatian pada kedudukan jarak antara dua objek adalah penting dalam membuat pengesanan awal peristiwa ragut. Selepas itu, purata halaju dan aliran vektor gerakan yang diperolehi akan dapat mengesan perubahan mendadak pada halaju dan arah gerakan objek yang disasar.

Peristiwa ragut seperti diterjemahkan oleh Gowun & Yang (2010) melibatkan dua ungkapan penting iaitu ikut dan serang. Dalam kes sebegini, kebiasaannya pelaku jenayah akan mengikut mangsa untuk menyerang mangsa sebelum meragut barang kepunyaan mangsa tersebut. Ungkapan ikut dan serang dapat dikesan melalui beberapa aksi seperti berjalan, berlari, mendekati dan berpaling. Peraturan yang direka berunsurkan bahasa/teks digunakan untuk membina model peristiwa ragut. Kaedah pemprosesan aras tinggi ini menggunakan maklumat kontekstual dalam sesebuah adegan untuk membangunkan model pengesanan peristiwa ragut (Wiliem et al. 2009). Maklumat kontekstual ini menggabungkan beberapa output penyarian fitur dan membina model peristiwa ragut berdasarkan kepada maklumat terdahulu seperti aksi, gaya dan perilaku objek yang sedang berinteraksi di dalam sesebuah adegan.

Pembinaan model dipadankan dengan peristiwa yang dapat memenuhi konteks maklumat awal tersebut. Oleh itu, perbezaan antara pemerhatian semasa dengan perilaku normal yang telah diramal dapat mengesan perubahan pada PBSTT.

2.8 KAEDAH PENGELASAN PBSTT

Berdasarkan sifat-sifat yang signifikan dalam senario peristiwa jatuh, kaedah pengelasan yang sesuai ditentukan bagi mengenal pasti detik berlakunya peristiwa jatuh yang kebanyakannya menggunakan kaedah analitik dan mesin pembelajaran. Bahagian seterusnya menerangkan kedua-dua kaedah tersebut.

2.8.1 Kaedah Analitik

Kaedah ini menentukan detik peristiwa jatuh dalam data video yang telah direkod berdasarkan analisa sarian fitur secara empirik dan kaedah yang popular adalah berdasarkan nilai ambang. Peristiwa jatuh ditentukan apabila nilai sifat yang disari melebihi nilai ambang yang ditentukan. Sebagai contoh, Vishwakarma et al. (2007) menentukan empat nilai ambang yang berbeza pada sifat objek 2D iaitu nisbah bidang, kecerunan menegak, kecerunan mendatar dan sudut jatuh. Pengesanan peristiwa jatuh dijalankan pada objek tunggal dalam persekitaran dalaman dan luaran serta kamera dengan pandangan selari, pandangan atas dan pandangan omni. Rougier et al. (2007) pula menggunakan nilai ambang bagi menentukan perubahan sifat bentuk iaitu nisbah paksi major dan paksi minor elips serta kuantiti gerakan. Keputusan pengesanan peristiwa jatuh menggunakan kaedah analitik menunjukkan kadar kepekaan dan ketentuan masing-masing adalah 88% dan 87.5% untuk 24 jenis data aktiviti harian.

Seterusnya, Rougier et al. (2008) telah menambah baik kajian dengan menggunakan nilai ambang optimum berdasarkan pengiraan jarak Procustes dan analisa purata serta sisihan piawai untuk mengesan tempoh masa tiada aktiviti. Hasilnya, kadar kepekaan dan ketentuan masing-masing meningkat ke 95.5% dan 96.4%. Penyarian fitur 3D melalui tentukur berbilang kamera yang dicadang dalam kajian Auvinet et al. (2011), turut menggunakan nilai ambang untuk yang memberikan

kadar pengesanan peristiwa jatuh sebanyak 99.7%. Selain itu. Kaedah nilai ambang turut digunakan dalam kajian oleh penyelidik lain (Miao et al. 2009; Shoaib et al. 2010; Rougier et al. 2007).

Prestasi kaedah pengesanan berdasarkan nilai ambang sangat bergantung kepada kesesuaian nilai ambang yang dipilih. Namun begitu, nilai ambang yang sesuai/optimal agak sukar ditentukan dalam pengesanan peristiwa jatuh dalam persekitaran masa sebenar. Tambahan pula, nilai ambang yang berbeza perlu ditentukan bagi setiap sifat objek yang berbeza. Oleh itu, kaedah mesin pembelajaran digunakan bagi mengatasi masalah tersebut.

2.8.2 Kaedah Mesin Pembelajaran

Dalam kajian ini, kaedah mesin pembelajaran (KMP) boleh dibahagikan kepada dua iaitu KMP terselia dan tanpa selia. Huraian kedua-dua kaedah tersebut adalah seperti berikut.

a. KMP Terselia

Kaedah pengelasan berasaskan mesin pembelajaran terselia perlu melatih vektor sifat yang disari terlebih dahulu sebelum pengelasan dilakukan. Vektor sarian sifat ini digunakan oleh pengelas terselia untuk membezakan peristiwa jatuh berdasarkan pelbagai jenis aksi atau postur tubuh. Antara contoh pengelas mesin pembelajaran terselia ialah k -kejiranan terdekat (k -NN), rangkaian neural tiruan (ANN), mesin vektor sokongan (SVM) dan Model Markov Tersembunyi (HMM).

Thome et al. (2008) menggunakan kamera berbilang tanpa tentukur dan penyarian fitur orientasi 3D daripada metrik pembetulan imej untuk digunakan pada pengelas Markov tersembunyi berbilang lapisan. Keputusan ujikaji menunjukkan kadar kepekaan pengesanan peristiwa jatuh adalah pada 98% dengan menggunakan dua buah kamera. Selain itu, penyarian fitur kotak pembatasan dan maklumat gerakan pada bebayang objek digunakan untuk melatih HMM bagi tujuan pengelasan peristiwa jatuh berbanding peristiwa normal seperti berjalan dan melutut (Anderson et al.,

RUJUKAN

- Adelson, E. H. & Bergen, J. R. 1985. Spatiotemporal energy models for the perception of motion. *Journal of the Optical Society of America*, 2(2), 284–99.
- Ahonen T., Hadid A., & Pietikainen M. 2004. Face recognition with local binary patterns. *Proceeding European Conference Computer Vision*, 469–481.
- Albright, T., Desimone, R. & Gross, C. 1984. Columnar organization of directionally selective cells in visual area MT of the macaque. *Journal Neurophysiology*, 51(1), 16–31.
- Anderson, D., Member, S., Luke, R. H., Keller, J. M., Skubic, M., Rantz, M. J. & Aud, M. A. 2009. Modeling Human Activity From Voxel Person Using Fuzzy Logic. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 17(1), 39–49.
- Atiqur R. M., Tan J. K., Kim H. & Ishikawa, S. 2010. Motion history image: its variants and applications. *Machine Vision and Applications*, 23(2), 255–281. doi:10.1007/s00138-010-0298-4
- Auvinet, E., Rougier, C., Meunier, J., St-Arnaud, A. & Rousseau, J. 2010. Multiple cameras fall dataset. <http://vision3d.iro.umontreal.ca/fall-dataset/>. [10 September 2011]
- Auvinet, E., Multon, F., Saint-Arnaud, A., Rousseau, J. & Meunier, J. 2011. Fall detection with multiple cameras: an occlusion-resistant method based on 3-D silhouette vertical distribution. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 15(2), 290–300. doi:10.1109/TITB.2010.2087385
- Ballan, L., Bertini, M., Del Bimbo, A., Seidenari, L. & Serra, G. 2010. Event detection and recognition for semantic annotation of video. *Multimedia Tools and Applications*, 279–302.
- Barralonl, P., Virone, G., Bois, P., Hamel, I. & Rumeau, P. 2003. A smart sensor based on rules and its evaluation in daily routines. *Proceeding International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 3286–3289.
- Barron, J., Fleet, D. & Beauchemin, S. 1994. Performance of Optical Flow Techniques. *International Journal of Computer Vision*, 121, 43–77.
- Black, M. . & Anandan, P. 1996. The Robust Estimation of Multiple Motions : Parametric and Piecewise-Smooth Flow Fields. *Computer Vision and Image Understanding*, 63(1), 75–104.
- Bobick, A. 1997. Movement, activity, and action: The role of knowledge in the perception of motion. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, (B-352), 1257–1265.

- Bobick A. & Davis J. 1997. The representation and recognition of human movement using temporal templates. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 928-934
- Bobick, A. F. & Davis, J. W. 2001. The Recognition of Human Movement Using Temporal Templates, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(3), 257–267.
- Born, R.T & Bradley, D. C. 2005. Structure and function of visual area MT. *Annual Review Neuroscience*, 28, 157–189.
- Bosch-Jorge, M., Sánchez-Salmerón, A.-J., Valera, Á., & Ricolfe-Viala, C. 2014. Fall detection based on the gravity vector using a wide-angle camera. *Expert Systems with Applications*, 41(17), 7980–7986. doi:10.1016/j.eswa.2014.06.045
- Bremont F., Zouba N., Anfonso A., Thonnat M., Pascual E. & O. Guerin. 2010. Monitoring elderly activities at home. *Journal of Gerontechnology*, 2(2),263.
- Brulín, D., Benezeth, Y. & Courtial, E. 2012. Posture recognition based on fuzzy logic for home monitoring of the elderly. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 16(5), 974–82. doi:10.1109/TITB.2012.2208757
- Bugmann, G., Christodoulou, C. & Taylor, J. 1997. Role of temporal integration and fluctuation detection in the highly irregular firing of a leaky integrator neuron model with partial reset. *Neural Computation*, 9(5), 985–1000.
- Candamo, J., Shreve, M., Goldgof, D.B., Sapper, D.B., Kasturi, R. 2010. Understanding transit scenes: A survey on human behavior-recognition algorithms. *IEEE Transaction Intelligent Transportation Syst*, (11), 206–224.
- Canny J. 1986. A Computational Approach for Edge Detection. *IEEE Transaction Pattern Analysis Machine Intelligent*, 8(6), 679–698.
- Castro, E. De & Morandi, C. 1987. Registration of translated and rotated images using finite Fourier transforms. *Pattern Analysis and Machine Intelligent*, 9, 700–703.
- Cucchiara, R., Grana, C., Prati, A., Member, A. & Vezzani, R. 2005. Probabilistic Posture Classification for Human-Behavior Analysis. *IEEE Transaction System Man and Cybernetics. Part A System Humans*, 35(1), 42–54.
- Cucchiara, R., Prati, A. & Vezzani, R. 2007. Vezzani: A multi-camera vision system for fall detection and alarm generation. *Expert Systems Journal*, 24(5), 334–345.
- Daugmann, J. 1988. Complete discrete 2D-Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression. *IEEE Transactions on Acoustic, Speech, and Signal Processing*, 36, 1169–1179.

- Diraco G., Leone A., Siciliano P. 2010. An active vision system for fall detection and posture recognition in elderly healthcare. *Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition*, 1536 – 1541.
- Escobar, M.-J. & Kornprobst, P. 2012. Action recognition via bio-inspired features: The richness of center-surround interaction. *Computer Vision and Image Understanding*, 116(5), 593–605. doi:10.1016/j.cviu.2012.01.002
- Fang, Q., Berglund, J., Jensen, J., Thakkar, P. & Ren, D. 2004. Speckle noise reduction in SAR imagery using a local adaptive median filter. *GIS Science and Remote Sensing*, 41(3), 244–266.
- Foroughi, H., Aski, B.S., Pourreza, H. 2008. Intelligent Video Surveillance for Monitoring Fall Detection of Elderly in Home Environments. *Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer and Information Technology*, 219–224.
- Foroughi, H., Rezvanian, A. & Pazirae, A. 2008. Robust fall detection using human shape and multi-class support vector machine. *6th Indian Conference on Computer Vision, Graphics Image Processing*, 413–420.
- Foroughi H., Naseri A., Saberi A., H. S. Y. 2008. An Eigenspace-Based Approach for Human Fall Detection Using Integrated Time Motion Image and Neural Network. *IEEE International Conference on Signal Processing*, 1499–1503.
- Gabor, D. 1946. Theory of Communication. *Journal Institution of Electrical Engineers*, 94(73), 429–459.
- Gamboa S. & Silva F. 2010. Patient tracking system. *International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, 1–2.
- Giese, M. & Poggio, T. 2003. Neural Mechanisms for the Recognition of Biological Movements and Actions. *Nature Reviews Neuroscience*, 4, 179–192.
- Gowun, J., Yang, H. S. 2010. Context Aware Activity Recognition by Markov Logic Networks of Trained Weights. *International Conference on Virtual System and Multimedia*, 5–12.
- Goya, K., Zhang, X., Kitayama, K. 2009. A Method for Automatic Detection of Crimes for Public Security by Using Motion Analysis. *International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Process*, 736–741.
- Hazelhoff, L., Han, J., Peter H.N. deWith. 2008. Video-based Fall Detection in the Home using Principal Component Analysis. *Advance Concepts Intelligent Vision System*, 298–309.
- Hitoshi H., Tadashi S., 2008. Spatiotemporal Projection of Motion Field Sequence for Generating Feature Vectors in Gesture Perception. *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, 3526–3529.

- Hongeng, S. & Nevatia, R. 2001. Multi-agent Event Recognition. *Proceedings of the International Conference Computer Vision*, 88–93.
- Horn, B. K. P. & Schunck, B. G. 1981. Determining Optical Flow. *Artificial Intelligence*, 17, 185–204.
- Htike, Z., Egerton, S. & Chow, K. 2011. A monocular view-invariant fall detection system for the elderly in assisted home environments. *7th International Conference on Intelligent Environments*, 40–46.
- Hubel, D. & Wiesel, T. 1968. Receptive Fields and Functional Architecture of Monkey Striate Cortex. *Journal of Neurophysiology*, 195, 215–243.
- Hsu Y.T., Hsieh J.W., Kao H.F., Liao H.Y.M. 2005. Human behavior analysis using deformable triangulations. *IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing*, 1–4.
- Ibrahim, N.; Mustafa, M.M.; Mokri, S.S.; Siong, L.Y.; Hussain, A. 2012. A. Detection of snatch theft based on temporal differences in motion flow field orientation histograms. *International Journal Advanced Computer Technology*, 4, 308–317.
- Izhikevich, E. M. 2004. Which model to use for cortical spiking neurons? *IEEE Trans Neural Network*, 15(5), 1063–1070.
- Jagacinski R.J., Johnson W.W. & Miller R. A. 1983. Quantifying the cognitive trajectories of extrapolated movements. *Journal Expert Psychology Humans Perception Performance*, 9, 43–57.
- Jansen, B. & Deklerck, R. 2006. Context Aware Inactivity Recognition for Visual Fall Detection. *IEEE Pervasive Health Conference and Workshops*, 1–4.
- Jhuang, H., Serre, T., Wolf, L. & Poggio, T. 2007. A Biologically Inspired System for Action Recognition. *2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, 1–8. doi:10.1109/ICCV.2007.4408988
- Johnson, A., Hamid, R., Batta, S., Bobick, A., Isbell, C., Coleman, G. 2005. Detection and Explanation of Anomalous Activities. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1031–1038.
- Jones J., & Palmer L.A. 1987. An Evaluation of the Two-Dimensional Gabor Filter Model of Simple Receptive Fields in cat Striate Cortex. *Journal Neurophysiology*, 58, 193–201.
- Juang, C.-F. & Chang, C.-M. 2007. Human Body Posture Classification by a Neural Fuzzy Network and Home Care System Application. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 37(6), 984–994. doi:10.1109/TSMCA.2007.897609

- Kurby, C. A. & Zacks, J. M. 2008. Segmentation in the perception and memory of events. *Trends in Cognitive Sciences*, 12(2), 72–79.
- Laila Alhimale, Hussein Zedan, A. A.-B. 2014. The implementation of an intelligent and video-based fall detection system using a neural network. *Applied Soft Computing*, 18, 59–69.
- Lavee, G., Rivlin, E. & Rudzsky, M. 2009. Understanding video events: A survey of methods for automatic interpretation of semantic occurrences in video. *IEEE Transaction System Man and Cybernetics- Part C*, (39), 489–504.
- Lee T. & Mihailidis. A. 2005. An intelligent emergency response system: preliminary development and testing of automated fall detection. *Journal Telemedicine and Telecare*, 4, 194–198.
- Liao, Y. T., Huang, C.-L. & Hsu, S.-C. 2012. Slip and fall event detection using Bayesian Belief Network. *Pattern Recognition*, 45(1), 24–32. doi:10.1016/j.patcog.2011.04.017
- Liu, C.-L., Lee, C.-H. & Lin, P.-M. 2010. A fall detection system using k-nearest neighbor classifier. *Expert Systems with Applications*, 37(10), 7174–7181. doi:10.1016/j.eswa.2010.04.014
- Liu, X. & Chua, C.-S. 2006. Multi-agent activity recognition using observation decomposed hidden Markov models. *Journal Image and Vision Computing*, 24, 166–176.
- Liu Y. & Zheng, Y. F. 2005. One-against-all multi-class SVM classification using reliability measures. *Proceedings. IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 2, 849–854. doi:10.1109/IJCNN.2005.1555963
- Lucas, B. D. & Kanade, T. 1981. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. *DARPA Image Understanding Workshop*, 121–130.
- Ma, X., Wang, H., Xue, B., Zhou, M., Ji, B., & Li, Y. 2014. Depth-Based Human Fall Detection via Shape Features and Improved Extreme Learning Machine, *Journal of Biomedical and Health Informatics*, 18(6), 1915–1922.
- Majumder A. J. A., Zerin I, Sheikh I. A. & Smith O.R 2014. A multi-sensor approach for fall risk prediction and prevention in elderly. *ACM SIGAPP Applied Computing Review*, 14(1), 41–52.
- Mante, V. & Carandini, M. 2005. Mapping of stimulus energy in primary visual cortex. *Journal of Neurophysiology*, 94, 788–798.
- Mastorakis G. & Makris D. 2012. Fall detection system using Kinect's infrared sensor. *Journal Real Time Image Processing*, 1–12.

- Meng, H., Pears, N. & Bailey, C. 2007. A Human Action Recognition System for Embedded Computer Vision Application. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1–6. doi:10.1109/CVPR.2007.383420
- Mile Group 2012, MILE Data Set. <http://www.milegroup.net/> [2 Februari 2012]
- Miao Yu, Naqvi S. M. & Chambers J. 2009. Fall Detection In Elderly by Head Tracking. *15th Workshop on Statistical Signal Processing*, 357–360.
- Miaou, S.G., Sung, P.H. & Huang, P. 2006. A Customized Human Fall Detection System Using Omni-Camera Images and Personal Information. *Proceeding of Transaction Disciplinary Conference on Distributed Diagnosis and Home Healthcare*, 39–42.
- Miaou, Y., Yuanzhang Y., Rhuma, A., Naqvi, S. M. R., Wang, L. & Chambers, J. A. 2013. An online one class support vector machine-based person-specific fall detection system for monitoring an elderly individual in a room environment. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 17(6), 1002–14. doi:10.1109/JBHI.2013.2274479
- Mirmahboub, B., Samavi, S., Karimi, N. & Shirani, S. 2013. Automatic monocular system for human fall detection based on variations in silhouette area. *IEEE Transactions on Bio-medical Engineering*, 60(2), 427–36. doi:10.1109/TBME.2012.2228262
- Mubashir, M., Shao, L. & Seed, L. 2013. A survey on fall detection: Principles and approaches. *Neurocomputing*, 100, 144–152. doi:10.1016/j.neucom.2011.09.037
- Nart-Charif H., S.J.Mc Kenna. 2004. Activity summarisation and fall detection in a supportive home environment. *International Conference on Pattern Recognition*, 4,323-326.
- Nagel, H. H. 1988. From image sequences towards conceptual descriptions. *Image Vision Computing*, (6), 59–74.
- Nikom S. 2011. Integrated Surveillance System for National Security – A Review. *Special Issue of the International Journal of the Computer, the Internet and Management*, 19(SP1),6.1-6.8.
- Noury, N., Fleury, A., Rumeau, P., Bourke, a K., Laighin, G. O., Rialle, V. & Lundy, J. E. 2007. Fall detection--principles and methods. *International Conerence of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 3286–3289. doi:10.1109/IEMBS.2007.4352627
- Nyan, M. N., Tay, F. E. H. & Murugasu, E. 2008. A wearable system for pre-impact fall detection. *Journal of Biomechanics*, 41(16), 3475–81. doi:10.1016/j.jbiomech.2008.08.009

- Olivieri, D. N., Gómez Conde, I. & Vila Sobrino, X. A. 2012. Eigenspace-based fall detection and activity recognition from motion templates and machine learning. *Expert Systems with Applications*, 39(5), 5935–5945. doi:10.1016/j.eswa.2011.11.109
- Pack, C. & Conway, B. 2006. Spatiotemporal structure of nonlinear subunits in macaque visual cortex. *Journal of Neuroscience*, 26(3), 893–907.
- Parker, A. J. 2007. Binocular Depth Perception and the Cerebral Cortex. *Nature Reviews Neuroscience*, 8, 379–391.
- Paul, M., Haque, S. M. E. & Chakraborty, S. 2013. Human detection in surveillance videos and its applications - A review. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, (1), 176.
- Petkov, N. & Subramanian, E. 2007. Motion detection, noise reduction, texture suppression and contour enhancement by spatiotemporal Gabor filters with surround inhibition. *Biological Cybernetics*, 97(5-6), 423–439.
- Popoola, K. & Wang, O. P. 2012. Video-Based Abnormal Human Behavior Recognition—A Review. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(6), 865–878. doi:10.1109/TSMCC.2011.2178594
- Raudys, S. & Tamosiunaite, M. 2000 Bio-inspired of Feedforward Networks for Signal Classification. in Ferri, F.J., Inesta, J.M., Amin, A. Pudil, P. (Eds): 'Advances in pattern recognition, lecture notes in computer science, (Springer, Berlin), 1876, 727–736.
- Raul, I., Carlos, M. & Inmaculada, P. 2013. Challenges, issues and trends in fall detection systems. *Bio-Medical Engineering Online*, 12(66), 1–24.
- Rivera M., Dalmau O., & Mio W. 2010. Spatial sampling for images segmentation. *Proceeding of International Symposium on Computer and Information Sciences*, 62,309-314.
- Rougier, C., Meunier, J., St-Arnaud, A. & Rousseau, J. 2007. Fall Detection from Human Shape and Motion History Using Video Surveillance. *21st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops*, 875–880. doi:10.1109/AINAW.2007.181
- Rougier, C., Meunier, J., St-Arnaud, A. & Rousseau, J. 2011. Robust Video Surveillance for Fall Detection Based on Human Shape Deformation. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 21(5), 611–622. doi:10.1109/TCSVT.2011.2129370
- Rougier C.; Auvinet E., R. J.; Mignott. M. & Meunie. J. 2011. Fall Detection from Depth map Video Sequences. *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*, 121–128.

- Rougier, C. & Meunier, J. 2010. 3D head trajectory using a single camera. *International Journal Future Generation Communication Network*, 3, 43–54.
- Rougier, C.; Meunier, J.; St-Arnaud, A. & Rousseau, J. 2007. Fall Detection from Human Shape and Motion History Using Video Surveillance. *Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Application Workshops*, 875–880.
- Rougier, C., Meunier, J., St-Arnaud, A. & Rousseau, J. 2008. Procrustes shape analysis for fall detection. *ECCV 8th International Workshop on Visual Surveillance*,.
- Royal Institute of Technology. 2004. Recognition of human actions. www.nada.kth.se/cvap/actions [28 January 2013].
- Serre, T., Wolf, L., Bileschi, S., Riesenhuber, M. & Poggio, T. 2007. Robust Object Recognition with Cortex-Like Mechanisms. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligent*, 29(3), 411–426.
- Shadlen, M., Britten, K., Newsome, W. & Movshon, J. 1996. A computational analysis of the relationship between neuronal and behavioral responses to visual motion. *Journal Neuroscience*, 16(4), 1486–1510.
- Shawe-Taylor, J. & Cristianini, N. 2000. Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods. *Cambridge, UK: Cambridge University Press*.
- Shoaib M., Dragon R. & Ostermann J. 2010. View-invariant fall detection for elderly in real home environment. *4th Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology*, 52-57.
- Sivakumar, R., Gayathri, M. K. & Nedumaran, D. 2010. Speckle Filtering of Ultrasound B-Scan Images - A Comparative Study of Single Scale Spatial Adaptive Filters, Multiscale Filter and Diffusion Filters. *International Journal of Engineering and Technology*, 2(6), 514–523.
- Stephen N. R., Fabio F., Yang Y., Schonnop R., Leung P. M., Sarraf T., Joanie S. G., Loughin M., 2013. Video capture of the circumstances of falls in elderly people residing in long-term care: an observational study, *The Lancet*, 381(9860), 47–54.
- Teddy Ko. 2009. A survey on Behavior Analysis in Video Surveillance for Homeland Security Applications. *37th IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*, 1-8.
- Thome, N., Miguet, S. & Ambellouis, S. 2008. A Real-Time, Multiview Fall Detection System: A LHMM-Based Approach. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 18(11), 1522–1532. doi:10.1109/TCSVT.2008.2005606

- Thorpe, S, Delorme A. & VanRullen R. 2001. Spike based strategies for rapid processing. *Neural Networks*, 14, 715-726.
- Thum, C. C. 2004. *Pembangunan sistem pemantauan dan pengelakan keletihan pemandu kenderaan*. Tesis Sarjana. Universiti Kebangsaan Malaysia.
- Vapnik. V. 1998. An overview of Statistical learning theory, *IEEE Transaction on Neural Networks*, 988-999.
- Varadarajan, J. & Odobez, J. 2009. Topic Models for Scene Analysis and Abnormality Detection. *IEEE 12th International Conference Computer Vision Workshops*, 1338–1345.
- Venu, G. 2011. A Generative Framework to Investigate the Underlying Patterns in Human Activities. *IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, 1472–1479.
- Vishwakarma V.; Mandal C. & Sural S.; 2007. Automatic Detection of Human Fall in Video. *Pattern Recognition and Machine Intelligence Lecture Notes in Computer Science Volume 4815*, 616-623.
- Wang. F. 2011. *Motion analysis for in-home gait and balance assessment using inexpensive video sensors*. University of Missouri, Columbia
- Watson, A. & Ahumada, A. 1983. A look at motion in the frequency domain. *NASA Technology*, 48,50,52,53,85,136.
- Watson, A. & Ahumada, A. 1985. Model of human visual-motion sensing. *Journal Optical Society of America*, 2(2), 322–342.
- Weizmann Institute of Science. 2005. Actions as Space-Time Shapes. <http://www.wisdom.weizmann.ac.il/~vision/SpaceTimeActions.html> [28 January 2013].
- Wielaard, D. J., Shelley, M., McLaughlin, D. & Shapley, R. 2001. How simple cells are made in a nonlinear network model of the visual cortex. *The Journal of Neuroscience*, 21(14), 5203–5211.
- Wiliem, A.; Madasu, V.; Boles, W. & Yarlagadda, P. 2009. A context-based approach for detecting suspicious behaviors. *Digital Image Computing Technology Application*, 146–153.
- Wu, G. 2000. Distinguishing fall activities from normal activities by velocity characteristics. *Journal Elsevier Biomechanics*, 33, 1497–1500.
- Xu, L., Landabaso, J. L. & Pardàs, M. 2005. Shadow Removal with Blob-based Morphological Reconstruction for Error Correction. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2, 729–732.