

**ALGORITMA CARIAN HARMONI BERASASKAN
FUNGSIAN TRIGONOMETRIK UNTUK
PENGOPTIMUMAN STATIK**

FARAH AQILAH BINTI BOHANI

UNIVERSITI KEBANGSAAN MALAYSIA

**ALGORITMA CARIAN HARMONI BERASASKAN FUNGSIAN
TRIGONOMETRIK UNTUK PENGOPTIMUMAN STATIK**

FARAH AQILAH BINTI BOHANI

**TESIS YANG DIKEMUKAKAN UNTUK MEMPEROLEHI
IJAZAH DOKTOR FALSAFAH**

**FAKULTI TEKNOLOGI DAN SAINS MAKLUMAT
UNIVERSITI KEBANGSAAN MALAYSIA
BANGI**

2019

PENGAKUAN

Saya akui karya ini adalah hasil kerja saya sendiri kecuali nukilan dan ringkasan yang tiap-tiap satunya telah saya jelaskan sumbernya.

16 May 2019

FARAH AQILAH BINTI BOHANI
P73065

PENGHARGAAN

Saya ingin merakamkan penghargaan dan ucapan terima kasih kepada projek Arus Perdana Fund AP-2012-019 bertajuk “*Automated Medical Imaging Diagnostic Based on Four Critical Diseases: Brain, Breast, Prostate and Lung Cancer*”, AP-2017-005/2, FRGS/1/2016/ICT02/UKM/01/1 dan FF-2015-381 bertajuk “Pembangunan Sistem Diagnostik Automatik Untuk Pengelasan Sista/Nekrosis/Solid Pada Imej Mri Otak” daripada 12/11/2015 sehingga 11/11/2018.

Setinggi-tinggi penghargaan juga kepada Skim Zamalah Penyelidikan (Universiti penyelidikan) dan Zakat Bantuan Umum Pelajaran (UKM) atas tajaan yuran pengajian dan bantuan sara hidup yang diberikan sepanjang pengajian.

Terima kasih yang tak terhingga kepada penyelia utama saya, Prof Madya Dr. Siti Norul Huda Sheikh Abdullah, dan penyelia bersama saya, Prof. Dr. Khairuddin Omar dan Dr. Faszly Rahim yang banyak memberi nasihat dan tunjuk ajar sepanjang projek penyelidikan dan penulisan tesis ini dijalankan.

Tidak dilupakan juga kepada bapa saya, Bohani bin Salamon dan ibu saya, Jamiah binti Wahab serta adik-beradik, Norliza, Norzila, Mohammad Zarif, Osman dan Kamal atas doa yang tidak putus-putus, sokongan moral serta kewangan yang diberikan untuk kejayaan saya ini.

Terima kasih juga kepada sahabat-sahabat saya, Ali, Zaharah, Husna, Izayani, Yasmin, Ashwaq, Ade, Uzair, Abas, Nuruddin, Dr. Dheeb dan Dr. Wasim, atas sedikit sebanyak bantuan yang diberikan serta sokongan moral untuk menjayakan tesis ini.

Sekalung penghargaan juga buat Dr. Syaza Sharis dan Dr. Rizuana, pakar radiologi yang turut memberi tunjuk ajar dalam bidang perubatan terutama Pengimejan Resonas Magnetik (PRM) imej otak untuk penyelidikan ini. Selain itu, tidak lupa juga kepada Prof. Madya Dr. Shahnorbanun dan Dr. Afzan yang turut memberikan sokongan moral.

Akhir sekali, terima kasih kepada semua pihak termasuk pihak universiti, fakulti, dan Pusat Penyelidikan Kecerdasan Buatan (CAIT) serta pihak lain yang terlibat secara langsung atau tidak langsung sepanjang projek ini dijalankan.

ABSTRAK

Carian Harmoni (CH) adalah algoritma metaheuristik diilhamkan sebagai tingkah laku semula jadi ahli muzik mencari harmoni yang sempurna. Sejak ia dicipta, lebih daripada satu versi algoritma telah dicadangkan. Tambahan lagi, mekanisma kelajuan penumpuan CH kepada penyelesaian optimal dan mengelak daripada terperangkap dalam optima tempatan adalah isu yang masih terbuka. Kadar pelarasan nada mempengaruhi tahap kualiti penyelesaian (harmoni) dan penumpuan terhadap sasaran optima. Demikian itu, satu algoritma carian tempatan berdasarkan faktor heuristik η dengan pemberanaman fungsi trigonometrik iaitu kosinus yang bergelar Carian Harmoni Kosinus (CHK) diperkenalkan. Namun begitu, penambahbaikan bahagian carian tempatan masih tidak memadai untuk kebanyakan masalah dunia sebenar. Justeru itu, carian sejagat turut perlu ditambahbaik bagi menyokong penumpuan cepat terhadap penyelesaian optima. Sehubungan itu, satu algoritma untuk bahagian carian sejagat berdasarkan multi-pembelajaran-berasaskan-pertentangan-tempatan dengan pemberanaman fungsi trigonomterik iaitu tangen yang bertujuan meningkatkan kepelbagaian populasi diperkenalkan. Pencarian sejagat yang ditambahbaik ini bergelar Carian Harmoni Kosinus Tangen (CHKT). Walaupun kebanyakan dunia sebenar adalah semula jadi dinamik, namun masalah dunia sebenar yang memerlukan penyelesaian pengoptimuman statik masih giat dikaji pada masa kini. Atas alasan ini, cadangan iaitu CHK dan CHKT telah diuji pada 56 fungsi ujian tanda aras yang terdiri daripada unimod-terpisahkan, unimod-tak-terpisahkan, multimod-terpisahkan, dan multimod-tak-terpisahkan yang berdimensi tinggi. Algoritma cadangan ini turut dibandingkan dengan 12 varian CH yang lain termasuk varian CH terkini. Keputusan eksperimen menunjukkan CHK lebih baik berbanding varian CH yang lain dari segi kualiti penyelesaian dan kelajuan penumpuan pada fungsi multimod-tak-terpisahkan. Manakala CHKT menunjukkan kualiti penyelesaian dan kelajuan penumpuan yang lebih baik berbanding varian CH yang lain termasuk CHK juga pada fungsi multimod-tak-terpisahkan. Seterusnya, CHK dan CHKT yang berasaskan Otsu (atau CHKT-Otsu dan CHKT-Otsu) diaplikasikan untuk mengatasi masalah penemberengan imej dengan kaedah pengambangan tunggal yang mempunyai hingar disamping menyelesaikan masalah pengambangan multi-aras. Keputusan menunjukkan CHKT-Otsu adalah lebih baik daripada varian CH yang lain termasuk CHK-Otsu dan kaedah penemberengan terkini dari segi kualiti penyelesaian bagi menangani masalah pengambangan tunggal yang mempunyai hingar. CHKT-Otsu turut berjaya menyelesaikan masalah pengambangan multi aras yang lebih baik berbanding algoritma perbandingan lain dari segi kualiti penyelesaian.

HARMONY SEARCH ALGORITHM BASED ON TRIGONOMETRIC FUNCTION FOR STATIC OPTIMIZATION

ABSTRACT

The Harmony Search (HS) is a metaheuristic algorithm inspired by the natural behavior of musician finding balanced harmony. Since its invention, more than one version of the algorithm has been proposed. In addition, mechanisms dealing with the convergence speed of HS to the optimal solution and obviate getting trapped in local optima are still an open issue. Pitch adjusting rate affects the level of solution (harmony) quality and convergence to the optimal target. Therefore, this study introduces a local search algorithm based on a heuristic factor, η with an embedded trigonometric function precisely cosine namely Cosine Harmony Search (CHS). However, the improvement of local search part still unsatisfied for a most real-world problem. Thus, global search also needs to improvise for speed converged assistance based on multi-local-opposition-based-learning with an introduction of embedded trigonometric function namely tangent due to increasing population diversity. This global search improvement is called Tangent Cosine Harmony Search (TCHS). Even though the almost real world is a natural dynamic, however, the real-world problem that needs static optimization solution still is active research in recent years. With that reason, the proposed algorithms namely CHS and TCHS are tested on 56 benchmark test functions obtained by unimodal-separable, unimodal-non-separable, multimodal-separable, and multimodal-non-separable in high dimension. The proposed algorithms also are compared with 12 other variant HS including recent variant HS. Experimental results show CHS is better than another variant HS in terms of solution quality and convergence speed on multimodal-non-separable function. Besides that, TCHS shows solution quality and convergence speed is better than another variant HS including CHS in terms of solution quality and convergence speed also on multimodal-non-separable function. Then, CHS and TCHS based on Otsu (or CHS-Otsu and TCHS-Otsu) have been applied on image segmentation problem using multi-level thresholding. As a result, TCHS-Otsu outperforms other variant CH including CHS-Otsu and state of the art single-threshold segmentation methods in terms of its solution quality. TCHS-Otsu is also successful in solving the multi-thresholding problem compared to its baseline methods in terms of solution quality.

KANDUNGAN

	Halaman
PENGAKUAN	ii
PENGHARGAAN	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KANDUNGAN	vi
SENARAI JADUAL	xi
SENARAI ILUSTRASI	xvi
SENARAI SINGKATAN	xx
SENARAI SIMBOL	xxi
DAFTAR ISTILAH	xxiii

BAB I	PENGENALAN	
1.1	PENGENALAN	1
1.2	LATAR BELAKANG KAJIAN	1
	1.2.1 Pengoptimuman	1
	1.2.2 Algoritma Pengoptimuman dan Keseimbangan Penjelajahan dan Eksplorasi	3
	1.2.3 Carian Harmoni (CH)	4
	1.2.4 Fungsi Trigonometrik	9
	1.2.5 Pengimian Resonans Magnetik (PRM)	13
	1.2.6 Pengoptimuman dan Persekutuan Statik dan Dinamik	16
1.3	PENYATAAN MASALAH	18
	1.3.1 Asas Carian Harmoni (CH) dan Masalah Carian Tempatan	18
	1.3.2 Asas Carian Harmoni (CH) dan Masalah Carian Sejagat	19
	1.3.3 Asas Carian Harmoni (CH) dan Penemberangan Imej PRM	20
1.4	PERSOALAN KAJIAN (PK)	21
1.5	OBJEKTIF KAJIAN	22
1.6	SKOP Kajian	22
1.7	SUMBANGAN KAJIAN	23
1.8	METODOLOGI KAJIAN	24

1.9	ORGANISASI TESIS	25
BAB II	KAJIAN KESUSASTERAAN	
2.1	PENGENALAN	28
2.2	ALGORITMA METAHEURISTIK	28
2.2.1	Pengoptimuman Sejagat	28
2.2.2	Kategori Pengoptimuman	30
2.2.3	Algoritma Metaheuristik Bagi Persekutaran Pengoptimuman Statik	38
2.3	ASAS DAN VARIAN CARIAN HARMONI (CH) SERTA APLIKASINYA	38
2.3.1	Carian Harmoni (CH) Asas	38
2.3.2	Varian CH	41
2.3.3	Varian CH dan Pembelajaran Berasaskan- Pertentangan (PBP)	45
2.3.4	Aplikasi CH	53
2.4	FUNGSIAN TRIGONOMETRIK	53
2.4.1	Trigonometrik dalam Algoritma Metaheuristik	53
2.5	PENEMBERENGAN IMEJ	56
2.5.1	Pengambangan Imej	57
2.6	PERBINCANGAN	59
2.7	KESIMPULAN	70
BAB III	KAEDAH KAJIAN / METODOLOGI	
3.1	PENGENALAN	71
3.2	CADANGAN PENYELIDIKAN	71
3.2.1	Fasa Pertama : Kajian Teorikal	74
3.2.2	Fasa Kedua : Mentakrifkan Prestasi Kriteria Penilaian	74
a.	Kriteria Penilaian Pada Set Data Pertama (Fungsi Tanda Aras)	74
b.	Kriteria Penilaian Pada Set Data Kedua (Imej PRM Otak Tanda Aras)	76
3.2.3	Fasa Ketiga : Pembangunan dan Pelaksanaan Algoritma Cadangan	78
a.	Persekutaran Eksperimen	79
3.2.4	Fasa Keempat : Perbandingan dan Penilaian Eksperimen Pada Set Data Pertama (Fungsi Ujian Tanda Aras)	79
a.	Eksperimen pada Set Data Kedua (Imej PRM Otak Tanda Aras)	80
b.	Eksperimen pada Set Data Kedua (Imej PRM Otak Tanda Aras)	80

3.3	SET DATA	83
	3.3.1 Set Data Pertama (Fungsi Ujian Tanda Aras)	83
	3.3.2 Set Data Kedua (Imej PRM Otak Tanda Aras)	92
3.4	KESIMPULAN	96
BAB IV	ALGORITMA CARIAN TEMPATAN BERASASKAN CARIAN HARMONI KOSINUS (CHK)	
4.1	PENGENALAN	97
4.2	ALGORITMA CADANGAN: CHK	97
	4.2.1 Penyesuaian Kosinus Dalam Proses Pelarasan Nada Sejagat	97
	4.2.2 Algoritma Cadangan Carian Tempatan : CHK	106
4.3	KEPUTUSAN EKSPERIMEN DAN PERBINCANGAN	116
	4.3.1 Keputusan Eksperimen	116
	a. Kualiti penyelesaian yang lebih baik	116
	b. Kelajuan penumpuan dan kadar kejayaan	123
	4.3.2 Analisis parameter Saiz Memori Harmoni (SMH) dan Kadar Pertimbangan Memori Harmoni (KPMH)	132
	4.3.4 Analisis Parameter Faktor Penurunan Peringkat Pertama, $\alpha 1$ Dan Faktor Penurunan Peringkat Kedua $\alpha 2$	150
	4.3.5 Ujian A-1 : CHK dan Fungsi-Fungsi Ujian Tanda Aras	153
	4.3.6 Ujian A-2 : Perbandingan CHK Dengan Varian CH Penumpuan cadangan algoritma CHK	159
	4.3.7 Ujian A-3 : Perbandingan CHK Dengan Algoritma Pengoptimuman Lain	166
	a. Kualiti penyelesaian yang lebih baik	166
	b. Kelajuan penumpuan dan kadar kejayaan	170
	4.3.8 Perbincangan	175
4.4	KESIMPULAN	176
BAB V	ALGORITMA CARIAN SEJAGAT BERASASKAN CARIAN HARMONI KOSINUS TANGEN (CHKT)	
5.1	PENGENALAN	177
5.2	ALGORITMA CADANGAN : CHKT	178
	5.2.1 Keupayaan Carian Tempatan dan Sejagat	178
	5.2.2 Carian Sejagat	178
	5.2.3 Algoritma Cadangan : CHKT	178
5.3	KEPUTUSAN EKSPERIMEN DAN PERBINCANGAN	191

a.	Kualiti penyelesaian yang lebih baik	191
b.	Kelajuan penumpuan dan kadar kejayaan	198
5.3.1	Analisis parameter Saiz Memori Harmoni (SMH) dan Kadar Pertimbangan Memori Harmoni (KPMH)	210
5.3.2	Analisis Perubahan Tangen	214
5.3.3	Ujian B-1 : CHKT dan fungsi-fungsi	216
5.3.4	Ujian B-2 : CHKT dan Varian CH	222
a.	Penumpuan cadangan algoritma CHKT	222
5.3.5	Ujian B-3 : CHKT dan Algoritma Pengoptimuman yang Lain	227
a.	Penumpuan cadangan algoritma CHKT	227
b.	Kelajuan penumpuan dan kadar kejayaan	231
5.3.6	Perbincangan	236
5.4	KESIMPULAN	237

BAB VI PENGAMBANGAN TUNGGAL DAN MULTI-ARAS IMEJ PRM OTAK BERDASARKAN CHK-OTSU DAN CHKT-OTSU

6.3.1	PENGENALAN	239
6.3.2	KAEDAH CADANGAN	239
	6.3.2.1 Kriteria Otsu	240
	6.3.2.2 Algoritma CHK-Otsu dan CHKT-Otsu	242
6.3.3	KEPUTUSAN EKSPERIMEN DAN PERBINCANGAN UNTUK UJIAN C-1 : PENGAMBANGAN TUNGGAL TANPA HINGAR	253
	6.3.3.1 Kualiti Penyelesaian	254
	6.3.3.2 Keseragaman	260
6.3.4	KEPUTUSAN EKSPERIMEN DAN PERBINCANGAN UNTUK UJIAN C-2 : PENGAMBANGAN TUNGGAL DENGAN HINGAR	262
	6.3.4.1 Kualiti Penyelesaian	262
	6.3.4.2 Keseragaman	264
6.3.5	KEPUTUSAN EKSPERIMEN DAN PERBINCANGAN UNTUK UJIAN C-3 : PENGAMBANGAN MULTI-ARAS TANPA HINGAR	265
	6.3.5.1 Kualiti Penyelesaian	266
	6.3.5.2 Masa Pengiraan	271
	6.3.5.3 Keseragaman	271
	6.3.5.4 NPIH	275
	6.3.5.5 Sisihan Piawai	277
	6.3.5.6 Penumpuan Kaedah Cadangan, CHKT Berdasarkan Algoritma Pengambangan	278
	6.3.5.7 Perbincangan	281

6.3.6	KESIMPULAN BAB	285
BAB VII KESIMPULAN DAN CADANGAN MASA DEPAN		
7.1	PERBINCANGAN	289
7.2	SUMBANGAN PENYELIDIKAN	294
7.3	CADANGAN MASA DEPAN	295
RUJUKAN		297
Lampiran A	KAJIAN AWAL PADA CARIAN HARMONI (CH)	315
A.1	PENGENALAN	315
A.3	EKSPERIMEN	315
Lampiran B	KEPUTUSAN CHK, CHKT DAN ALGORITMA VARIAN CH	341
Lampiran C	KEPUTUSAN PENGAMBANGAN (AMBANG DAN IMEJ YANG DIAMBANGKAN)	361
Lampiran D	IMEJ YANG DIAMBANGKAN	364
Lampiran E	SENARAI PENERBITAN	374

SENARAI JADUAL

No. Jadual	Halaman
Jadual 1.1 Analogi Carian Harmoni ((Geem et al. 2001))	5
Jadual 2.1 Kajian lalu berkaitan varian CH	67
Jadual 2.2 Kajian lalu berkaitan varian CH (sambungan)	68
Jadual 2.3 Kajian lalu berkaitan penemberengan imej PRM otak	69
Jadual 3.1 Set eksperimen untuk CHK	76
Jadual 3.2 Set eksperimen untuk CHKT	76
Jadual 3.3 Set eksperimen untuk CHK-Otsu dan CHKT-Otsu	80
Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF) , Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D))	84
Jadual 4.1 Nilai Min fungsi objektif untuk masalah $f_6, f_{23}, f_{26}, f_{37}, f_{39}, f_{41}, f_{42}, f_{43}$ dan f_{53} ($d = 30$) oleh CHK	121
Jadual 4.2 Kadar Kejayaan (KK) dan Prestasi Kejayaan (PK) dicapai oleh masalah $f_1 - f_{13}$ $d = 30$ oleh varian CH (PK tidak dikira apabila KK=0% dan tanda [-] diletakkan. KK dan PK yang tidak direkodkan oleh kajian lalu ditandakan dengan [***])	124
Jadual 4.3 Nilai Min fungsi objektif untuk masalah $f_1 - f_{12}$ dan $f_{24} - f_{27}$ ($d = 50$) oleh CHK	126
Jadual 4.4 Kadar Kejayaan (KK) dan Prestasi Kejayaan (PK) dicapai oleh masalah $f_1 - f_{12}$ dan $f_{24} - f_{27}$ $d = 50$ oleh varian CH (PK tidak dikira apabila KK=0% dan tanda [-] diletakkan. KK dan KP yang tidak direkodkan oleh kajian lalu ditandakan dengan [***])	129
Jadual 4.5 Purata kedudukan Friedman oleh CHK dan algoritma yang lain bagi 30-dimensi untuk masalah $f_1 - f_{12}$ dan $f_{24} - f_{27}$	131
Jadual 4.6 Purata Kedudukan Friedman oleh CHK dan algoritma yang lain bagi 30-dimensi untuk masalah $f_1 - f_{56}$	131
Jadual 4.7 Purata kedudukan Friedman oleh CHK dan algoritma yang lain bagi 50-dimensi untuk masalah $f_1 - f_{12}$ dan $f_{24} - f_{27}$	132

Jadual 4.8 Kesan SMH terhadap prestasi CHK	133
Jadual 4.9 Kesan KPMH terhadap prestasi CHK	136
Jadual 4.10 Nilai Min fungsi objektif untuk masalah $f1 - f13$ ($d = 30$) oleh CHK dan algoritma kajian lalu yang lain (Min dan sisihan piawai yang tidak direkodkan oleh kajian lalu ditandakan dengan [***])	167
Jadual 4.11 Kadar Kejayaan (KK) dan Prestasi Kejayaan (PK) dicapai oleh masalah $f1 - f13$ $d = 30$ oleh CHK dan algoritma kajian lalu yang lain (PK tidak dikira apabila KK=0% dan tanda [-] diletakkan. KK dan PK yang tidak direkodkan oleh kajian lalu ditandakan dengan [**])	171
Jadual 4.12 Perbandingan bilangan penilaian fungsi objektif oleh masalah $f1 - f13$ $d = 30$ oleh varian CH	173
Jadual 4.13 Perbandingan bilangan penilaian fungsi objektif oleh masalah $f1 - f13$ $d = 50$ oleh varian CH	174
Jadual 5.1 Nilai Min fungsi objektif dan sisihan piawai untuk masalah $f6, f37, f42, f43, f44, f46, f47, f53$ ($d = 30$) oleh CHKT dan varian CH	196
Jadual 5.2 Nilai Min fungsi objektif dan sisihan piawai untuk masalah $f6, f37, f42, f43, f44, f46, f47, f53$ ($d = 30$) oleh CHKT dan varian CH (sambungan)	196
Jadual 5.3 Nilai Min fungsi objektif dan sisihan piawai untuk masalah $f6, f37, f42, f43, f44, f46, f47, f53$ ($d = 30$) oleh CHKT dan varian CH (sambungan)	197
Jadual 5.4 Kadar Kejayaan (KK) dan Prestasi Kejayaan (PK) dicapai oleh masalah $f1 - f13$ $d = 30$ oleh varian CH (PK tidak dikira apabila KK=0% dan tanda [-] diletakkan. KK dan PK yang tidak direkodkan oleh kajian lalu ditandakan dengan [**])	199
Jadual 5.5 Nilai Min fungsi objektif untuk masalah $f1 - f12$ dan $f24 - f27$ ($d = 50$) oleh CHKT	202
Jadual 5.6 Kadar Kejayaan (KK) dan Prestasi Kejayaan (PK) dicapai oleh masalah $f1 - f12$ $d = 50$ oleh varian CH (PK tidak dikira apabila KK=0% dan tanda [-] diletakkan. KK dan PK yang tidak direkodkan oleh kajian lalu ditandakan dengan [**])	205
Jadual 5.7 Purata kedudukan Friedman oleh CHKT dan algoritma yang lain bagi 30-dimensi untuk masalah $f1 - f56$	208
Jadual 5.8 Purata kedudukan Friedman oleh CHKT dan algoritma yang lain bagi 30-dimensi untuk masalah $f1 - f12$ dan $f24 - f27$	208

Jadual 5.9 Purata kedudukan Friedman oleh CHKT dan algoritma yang lain bagi 50-dimensi untuk masalah <i>f1 – f12</i> dan <i>f24 – f27</i>	209
Jadual 5.10 Kesan SMH terhadap prestasi CHKT	211
Jadual 5.11 Kesan KPMH terhadap prestasi CHKT	212
Jadual 5.12 Nilai Min fungsi objektif untuk masalah <i>f1 – f13</i> ($d = 30$) oleh CHK dan CHKT serta algoritma kajian lalu yang lain (Min dan sisihan piawai yang tidak direkodkan oleh kajian lalu ditandakan dengan [***])	228
Jadual 5.13 Kadar Kejayaan (KK) dan Prestasi Kejayaan (PK) dicapai oleh masalah <i>f1 – f13</i> $d = 30$ oleh CHKT dan algoritma kajian lalu yang lain (PK tidak dikira apabila KK=0% dan tanda [-] diletakkan. KK dan PK yang tidak direkodkan oleh kajian lalu ditandakan dengan [***])	232
Jadual 5.14 Perbandingan bilangan penilaian fungsi objektif oleh masalah <i>f1 – f13</i> $d = 30$ oleh varian CH	234
Jadual 5.15 Perbandingan bilangan penilaian fungsi objektif oleh masalah <i>f1 – f12</i> $d = 50$ oleh varian CH	235
Jadual 6.1 Nama Fungsi (NF), Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), D mewakili bilangan ambang yang meliputi 2, 3, 4, dan 5. [tanda ‘-’ menunjukkan tidak berkaitan].	242
Jadual 6.2 Perbandingan nilai objektif min yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu berdasarkan pengambangan tunggal tanpa hingar. Tanda [-] bermaksud tidak dinyatakan dalam kajian lalu.	259
Jadual 6.3 Perbandingan nilai ambang optima yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu berdasarkan pengambangan tunggal tanpa hingar. Tanda [-] bermaksud tidak dinyatakan dalam kajian lalu.	259
Jadual 6.4 Purata kedudukan algoritma pengoptimuman berdasarkan Otsu (Friedman) untuk pengambangan tunggal tanpa hingar dari segi kualiti penyelesaian. Nilai- p iaitu <0.0001 dikira berdasarkan kedudukan dihasilkan oleh ujian Friedman yang mencadangkan beza keertian tertinggi berbanding algoritma lain.	260
Jadual 6.5 Perbandingan nilai keseragaman yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu berdasarkan pengambangan tunggal tanpa hingar	261

Jadual 6.6	Kedudukan algoritma pengoptimuman berdasarkan Otsu (Friedman) untuk pengambangan tunggal tanpa hingar dari segi keseragaman. Nilai- p iaitu <0.0001 dikira berdasarkan kedudukan dihasilkan oleh ujian Friedman yang mencadangkan beza keertian tertinggi berbanding algoritma lain.	261
Jadual 6.7	Perbandingan nilai objektif min yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu berdasarkan pengambangan tunggal dengan hingar. Tanda [-] bermaksud tidak dinyatakan dalam kajian lalu.	263
Jadual 6.8	Perbandingan nilai ambang optima yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu berdasarkan pengambangan tunggal dengan hingar. Tanda [-] bermaksud tidak dinyatakan dalam kajian lalu.	263
Jadual 6.9	Purata kedudukan algoritma pengoptimuman berdasarkan Otsu (Friedman) untuk pengambangan tunggal dengan hingar dari segi kualiti penyelesaian. Nilai- p iaitu <0.0001 dikira berdasarkan kedudukan dihasilkan oleh ujian Friedman yang mencadangkan beza keertian tertinggi berbanding algoritma lain.	264
Jadual 6.10	Perbandingan nilai keseragaman yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu berdasarkan pengambangan tunggal dengan hingar. Tanda [-] bermaksud tidak dinyatakan dalam kajian lalu.	265
Jadual 6.11	Purata kedudukan algoritma pengoptimuman berdasarkan Otsu (Friedman) untuk pengambangan tunggal dengan hingar dari segi keseragaman. Nilai- p iaitu <0.0001 dikira berdasarkan kedudukan dihasilkan oleh ujian Friedman yang mencadangkan beza keertian tertinggi berbanding algoritma lain.	265
Jadual 6.12	Purata kedudukan algoritma pengoptimuman berdasarkan Otsu (Friedman) untuk pengambangan multi-aras dari segi kualiti penyelesaian. Nilai- p iaitu <0.0001 dikira berdasarkan kedudukan dihasilkan oleh ujian Friedman yang mencadangkan beza keertian tertinggi berbanding algoritma lain.	269
Jadual 6.13	Perbandingan nilai objektif min yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu (c : bilangan ambang)	270
Jadual 6.14	Perbandingan masa UPP oleh pengoptimuman kriteria Otsu (c : bilangan ambang). Tanda [-] bermaksud tidak dinyatakan dalam kajian lalu.	272

Jadual 6.15	Perbandingan keseragaman yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu (c : bilangan ambang)	274
Jadual 6.16	Purata kedudukan algoritma pengoptimuman berdasarkan Otsu (Friedman) untuk pengambangan multi-aras dari segi keseragaman. Nilai- p iaitu <0.0001 dikira berdasarkan kedudukan dihasilkan oleh ujian Friedman yang mencadangkan beza keertian tertinggi berbanding algoritma lain.	275
Jadual 6.17	Perbandingan NPIH yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu (c : bilangan ambang). Tanda [-] bermaksud tidak dinyatakan dalam kajian lalu.	276
Jadual 6.18	Purata kedudukan algoritma pengoptimuman berdasarkan Otsu (Friedman) untuk pengambangan multi-aras dari segi NPIH. Nilai- p iaitu <0.0001 dikira berdasarkan kedudukan dihasilkan oleh ujian Friedman yang mencadangkan beza keertian tertinggi berbanding algoritma lain.	277
Jadual 6.19	Perbandingan sisihan piawai yang dihasilkan oleh algoritma pengoptimuman berdasarkan kriteria Otsu (c : bilangan ambang). Tanda [-] bermaksud tidak dinyatakan dalam kajian lalu.	279

SENARAI ILUSTRASI

No. Rajah		Halaman
Rajah 1.1	Carian Harmoni dan pengoptimuman (Shreem et al. 2016)	5
Rajah 1.2	Fret pada alat muzik seperti gitar (Sumber gambar: (Meaghito 2017))	8
Rajah 1.3	Segitiga bersudut tegak (sumber : (Adamson dan Nicholas 1998))	10
Rajah 1.4	Segitiga dalam bulatan (sumber : (Adamson dan Nicholas 1998))	10
Rajah 1.5	Nilai-nilai kosinus mengikut darjah, θ . (a) kos θ adalah positif (b) kos $\pi/2 = 0$ (c) kos θ adalah negatif (d) kos $\pi = -1$ (e) kos θ adalah negatif (f) kos $3\pi/2 = 0$ (g) kos θ adalah positif (h) kos $2\pi = 1$	11
Rajah 1.6	Graf tan (sumber : (Adamson dan Nicholas 1998))	12
Rajah 1.7	Fasa utama metodologi kajian	27
Rajah 2.1	Taksonomi untuk pendekatan diinspirasikan alam tabii (sumber: (Diao 201	
Rajah 3.1	Kerangka metodologi kajian tesis	72
Rajah 3.2	Carta alir metodologi kajian	73
Rajah 3.3	Kerangka konsep bagi penyelidikan tesis	82
Rajah 3.4	Imej ujian digunakan dalam set data ketiga ialah imej PRM otak tanda aras bagi hirisan #23~#112 dan histogramnya untuk (a- 1)-(j-1) bagi kesemua piksel iaitu dari 0 hingga 255. Manakala (a-2)-(j-2) masing-masing yang dizum dari piksel 1 hingga 255. (Sumber imej : http://www.med.harvard.edu/aanlib/home.html)	93
Rajah 4.1	Skematic pelarasan nada asal untuk CH asas (dicadangkan oleh Geem 2001 dan diilustrasikan oleh (Ouyang et al. 2017))	99
Rajah 4.2	Skematic pelarasan nada swa-penesuaian CH yang digunakan oleh CHPBP (dicadangkan dan diilustrasikan oleh (Ouyang et al. 2017))	99
Rajah 4.3	Perubahan parameter η terhadap lelaran daripada CHPBP (Ouyang et al. 2017)	102
Rajah 4.4	Perubahan parameter η untuk cadangan 4 peringkat yang mempunyai cadangan pembedaman kosinus pada peringkat pertama dan kedua mengikut kedudukan lelaran dalam kaedah cadangan algoritma, CHK. Parameter yang digunakan adalah	

$SMH = 5, KPMH = 0.99, \alpha_1 = 1.8, \alpha_2 = 2.4$ dan $\text{kos}(\theta) = \text{kos}(45)$.	103
Rajah 4.5 Carta alir cadangan algoritma CHK	108
Rajah 4.6 Graf penumpuan CHK berdasarkan parameter SMH. (a) f1 , (b) f9 , (c) f10 , dan (d) f11 .	134
Rajah 4.7 Graf bar tempoh masa CHK berdasarkan parameter SMH.	135
Rajah 4.8 Nilai fungsi objektif CHK berdasarkan parameter KPMH. (a) f1 , (b) f9 , (c) f10 , dan (d) f11 .	137
Rajah 4.9 Graf penumpuan CHK berdasarkan parameter KPMH. (a) f1 , (b) f9 , (c) f10 , dan (d) f11 .	138
Rajah 4.10 Nilai heuristik, η bagi CHK terhadap perubahan parameter $\text{kos}(\theta)$ ($\theta = 0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315, 360$) di peringkat pertama dengan $\text{kos}(\theta)$ di peringkat kedua adalah (a) $\text{kos}(0)$, (b) $\text{kos}(45)$, (c) $\text{kos}(90)$, (d) $\text{kos}(180)$, (e) $\text{kos}(270)$, dan (f) $\text{kos}(360)$.	141
Rajah 4.11 Kelakuan penumpuan bagi CHK terhadap perubahan parameter $\text{kos}(\theta)$ ($\theta = 0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315, 360$) di peringkat pertama dengan $\text{kos}(\theta)$ di peringkat kedua adalah (a) $\text{kos}(0)$, (b) $\text{kos}(45)$, (c) $\text{kos}(90)$, (d) $\text{kos}(180)$, (e) $\text{kos}(270)$, dan (f) $\text{kos}(360)$.	144
Rajah 4.12 Kelakuan penumpuan bagi CHK terhadap perubahan parameter α_1 dan α_2 . (a) Kesan α_2 untuk $\alpha_1 = 1.6$, (b) kesan α_2 untuk $\alpha_1 = 1.7$, (c) kesan α_2 untuk $\alpha_1 = 1.8$, (d) kesan α_2 untuk $\alpha_1 = 1.9$, dan (e) kesan α_2 untuk $\alpha_1 = 2.0$.	150
Rajah 4.13 Kelakuan penumpuan oleh varian CH ($d = 30$) pada fungsi (a) $f1 - f5$, (b) $f6$, (c) $f7$, (d) $f8$, (e) $f9$, (f) $f10$, (g) $f11 - f15$, (h) $f16 - f20$, (i) $f21$, (j) $f22$, (k) $f23$, (l) $f24 - f25$, (m) $f26$, (n) $f27$, (o) $f28$, (p) $f29 - f30$, (q) $f31 - f35$, (r) $f36 - f40$, (s) $f41 - f45$, (t) $f46 - f50$, (u) $f51 - f53$, (v) $f54 - f56$.	154
Rajah 4.14 Kelakuan penumpuan oleh CHK, CHPBP, dan CH ($d = 30$) untuk keseluruhan lelaran. CHK mempunyai empat peringkat dalam lelaran iaitu Peringkat 1: lelaran 1 hingga 749, Peringkat 2: lelaran 750 hingga 1499, Peringkat 3: lelaran 1500 hingga 2249, Peringkat 4: lelaran 2250 hingga 3000. CHK dan varian CH ini diuji pada fungsi (a) $f6$, (b) $f23$, (c) $f37$, (d) $f39$, (e) $f41$, (f) $f42$, (g) $f43$, (h) $f53$.	164
Rajah 5.1 Carta alir kaedah cadangan algoritma CHKT	182

Rajah 5.2	Graf bar tempoh masa CHKT berdasarkan parameter SMH.	211
Rajah 5.3	Nilai fungsi objektif CHKT berdasarkan parameter KPMH. (a) f1 , (b) f9 , (c) f10 , dan (d) f11 .	213
Rajah 5.4	Kelakuan penumpuan kaedah cadangan CHKT berdasarkan f5 terhadap perubahan darjah tangan	214
Rajah 5.5	Nilai fungsi objektif yang terbaik dicapai oleh CHKT berdasarkan faktor penurunan pertama, $\alpha_1 = 1.8$ dan faktor penurunan kedua, $\alpha_2 = 2.4$	215
Rajah 5.6	Kelakuan penumpuan oleh kaedah cadangan, CHKT ($d = 30$) pada fungsi (a) $f1 - f5$, (b) $f6 - f7$, (c) $f8$, (d) $f9 - f10$, (e) $f11 - f15$, (f) $f16 - f20$, (g) $f21$, (h) $f22$, (i) $f23$, (j) $f24 - f25$, (k) $f26$, (l) $f27$, (m) $f28$, (n) $f29 - f30$, (o) $f31 - f35$, (p) $f36 - f40$, (q) $f41 - f45$, (r) $f46 - f50$, (s) $f51 - f56$.	217
Rajah 5.7	Kelakuan penumpuan oleh CHKT, CHK, CHPBP, dan CH ($d = 30$) untuk keseluruhan lelaran. CHKT mempunyai empat peringkat dalam lelaran iaitu Peringkat 1: lelaran 1 hingga 749, Peringkat 2: lelaran 750 hingga 1499, Peringkat 3: lelaran 1500 hingga 2249, Peringkat 4: lelaran 2250 hingga 3000. CHK dan varian CH ini diuji pada fungsi (a) $f6$, (b) $f37$, (c) $f42$, (d) $f43$, (e) $f44$, (f) $f46$, (g) $f47$ dan (h) $f53$.	225
Rajah 6.1	(a) imej asal hirisan #22, (b) histogram bagi kekerapan piksel (0-255), (c) histogram bagi kekerapan piksel (1-255).	247
Rajah 6.2	Imej PRM otak tanda aras bagi hirisan #22 dan histogramnya dilabelkan berdasarkan ambang optima oleh CHK yang berkriteria varian antara-kelas Otsu. (a) adalah bilangan ambang 2, 3, 4, 5, masing-masing untuk kesemua piksel. (b) adalah bilangan ambang 2, 3, 4, 5, masing-masing yang dizum dari piksel 1 hingga 255.	253
Rajah 6.3	Perbandingan imej PRM otak tanda aras tanpa hingar yang telah melalui pengambangan tunggal menggunakan enam algoritma yang berlainan, (a) MS3D Otsu (b) AL-LT (c) CH (d) CHPBP (e) CHK (f) CHKT	255
Rajah 6.4	Imej PRM otak tanda aras yang mempunyai hingar dengan penambahan hingar Gaussian $N(0, 0.01)$ pada imej asal sebelum melalui proses ambangan (a) Hirisan 22 (b) Hirisan 32 (c) Hirisan 42 (d) Hirisan 52 (e) Hirisan 62 (f) Hirisan 72 (g) Hirisan 82 (h) Hirisan 92 (i) Hirisan 102 (j) Hirisan 112	262

Rajah 6.5	Perbandingan imej PRM otak tanda aras yang telah melalui pengambangan multi-aras menggunakan kaedah cadangan CHKT. (a) $c = 2$, (b) $c = 3$, (c) $c = 4$, dan (d) $c = 5$.	267
Rajah 6.6	Perbandingan masa purata UPP oleh algoritma-algoritma berdasarkan empat jenis bilangan ambang. (a) MS3D OTSU (Feng et al. 2017) (b) CH,CHPB,CHK,CHKT	273
Rajah 6.7	Perbandingan kelakuan penumpuan untuk hirisan #22 yang telah melalui pengambangan multi-aras berdasarkan empat algoritma yang berlainan. (a) CH, (b) CHPBP, (c) CHK dan (d) CH	280
Rajah 6.8	Perbandingan kelakuan penumpuan untuk hirisan #72 yang telah melalui pengambangan multi-aras berdasarkan empat algoritma yang berlainan. (a) CH, (b) CHPBP, (c) CHK dan (d) CHKT	281

SENARAI SINGKATAN

C	Cirian
JA	Julat Awal
JL	Jalur Lebar
KK	Kadar Kejayaan
KPMH	Kadar Pertimbangan Memori Harmoni
KPN	Kadar Pelarasan Nada
KSGM	Keseragaman
MF	Model Fungsi
MH	Memori Harmoni
MKDR	Min Kuasa Dua Ralat
NF	Nama Fungsi
NOS	Nilai Optima Sejagat
NPIH	Nisbah Puncak Isyarat-Hingar
PBP	Pembelajaran Berasaskan-Pertentangan
PK	Prestasi Kejayaan
PRM	Pengimejan Resonas Magnetik
RPMKD	Ralat Punca Min Kuasa Dua
SMH	Saiz Memori Harmoni
UPP	Unit Pemprosesan Pusat

SENARAI SIMBOL

$\text{Kos } \theta$	Kosinus
$\text{Tan } \theta$	Tangen
$HMCR_k$	Nilai KPMH Dalam Ke- k Lelaran
JL_{max}	Jalur Lebar Maksimum
JL_{min}	Jalur Lebar Minimum
PAR_k	Nilai KPN Dalam Lelaran Ke- k
PAR_{max}	Kadar Pelarasan Maksimum
PAR_{min}	Kadar Pelarasan Minimum
x^{baru}	Vektor Harmoni Baru
x_i^{baru}	Pembolehubah Keputusan Harmoni Baru Ke- i
x_j^{atas}	Batas Atas Pembolehubah Keputusan Ke- j
x_j^{baru}	Pembolehubah Keputusan Harmoni Baru Ke- j
x_j^{bawah}	Batas Bawah Pembolehubah Keputusan Ke- j
$x^{terbaik}$	Vektor Harmoni Terbaik Dalam MH Semasa
$x^{terburuk}$	Vektor Harmoni Terburuk Dalam MH Semasa
y^{baru}	Vektor Harmoni Baru
y_i^{baru}	Pembolehubah Keputusan Harmoni Baru Ke- i
y_j^{atas}	Batas Atas Pembolehubah Keputusan Ke- j
y_j^{baru}	Pembolehubah Keputusan Harmoni Baru Ke- j
y_j^{bawah}	Batas Bawah Pembolehubah Keputusan Ke- j
$y^{terbaik}$	Vektor Harmoni Terbaik Dalam MH Semasa
$y^{terburuk}$	Vektor Harmoni Terburuk Dalam MH Semasa
α_1	Faktor Penurunan Untuk Peringkat Penentuan η Pertama
α_2	Faktor Penurunan Untuk Peringkat Penentuan η Kedua

D	Dimensi Masalah
$Var(x)$	Varians Populasi x
c	Bilangan Ambang
$rand$	Nombor Rawak Diagihkan Secara Seragam Dalam Julat [0,1]
η	Faktor Heuristik

DAFTAR ISTILAH

Istilah dalam Bahasa Melayu	Istilah dalam Bahasa Inggeris
1 Dimensi Otsu (1D Otsu)	<i>1 Dimension Otsu (1D Otsu)</i>
Algoritma Carian Harmoni dengan Operasi Mutasi Pembezaan (CH+OMP)	<i>Harmony Search Algorithm With Differential Mutation Operator (HS+DMO)</i>
Algoritma Carian Harmoni Dinamik Sejagat (CHDS)	<i>Global Dynamic Harmony Search algorithm: GDHS (GDHS)</i>
Algoritma Carian Harmoni Sesuai Diri (CHPS)	<i>Self-Adaptive Harmony Search Algorithm (SAHS)</i>
Algoritma Carian Harmoni Terbaik-Sejagat yang Ditambah Baik (CHTSDB)	<i>Improved Global-Best Harmony Search Algorithm (IGHS)</i>
Algoritma Carian Harmoni Tertala Cerdik (CHTC)	<i>Intelligent Tuned Harmony Search Algorithm (ITHS)</i>
Algoritma Carian Harmoni yang Ditambah Baik (CHDB)	<i>Improved Harmony Search Algorithm (IHS)</i>
Algoritma Dorongan Angin (ADA)	<i>Wind Driven Algorithm (WDO)</i>
Algoritma Genetik (AG)	<i>Genetic Algorithm (GA)</i>
Algoritma Kelawar (AK)	<i>Bat Algorithm (BA)</i>
Algoritma Kuasa Penjelajahan Carian Harmoni (KPCH)	<i>Exploratory Power of The Harmony Search Algorithm (EHS)</i>
Algoritma Lebah-berasaskan Levi-Tompok (AL-LT)	<i>Patch-Levy Bees Algorithm (PLBA)</i>
Algoritma Memetik (AM)	<i>Memetic Algorithm (MA)</i>
Algoritma Pemilihan Klon (APK)	<i>Clonal Selection Algorithm (CSA)</i>
Algoritma Pengawalan berdasarkan Levi-Tompok (APLT)	<i>Patch-Levy-based initialization algorithm for Bees Algorithm (PLIA-BA)</i>
Algoritma Pengoptimuman Bakteria Mengumpul Makanan (APBMM)	<i>Bacterial Foraging Optimization (BFO)</i>
Algoritma Pepatung (AP)	<i>Firefly Algorithm (FA)</i>
Carian Harmoni (CH)	<i>Harmony Search (HS)</i>

Istilah dalam Bahasa Melayu	Istilah dalam Bahasa Inggeris
Carian Harmoni Kosinus (CHK)	<i>Cosine Harmony Search (CHS)</i>
Carian Harmoni Kosinus Tangen (CHKT)	<i>Tangen Cosine Harmony Search (TCHS)</i>
Carian Harmoni Ledakan Lombong (CHLL)	<i>Mine Blast Harmony Search (MBHS)</i>
Carian Harmoni Pembelajaran Berasaskan Pertentangan Tempatan Swa-Penesuaian Sejagat (CHPBp)	<i>Local Opposition-Based Learning Self-Adaptation Global Harmony Search (LHS)</i>
Carian Harmoni Sejagat Novel (CHSN)	<i>Novel Global Harmony Search (NGHS)</i>
Carian Harmoni Terbaik-Sejagat (CHTS)	<i>Global-Best Harmony Search (GHS)</i>
Carian Harmoni Terbaik-Sejagat Sesuai Diri (CHTSPS)	<i>Self-Adaptive Global-Best Harmony Search (SGHS)</i>
Carian Rawak (CR)	<i>Random Search (RS)</i>
Carian Serak (CS)	<i>Scatter Search (SS)</i>
Carian Sewah Padang (CSP)	<i>Cuckoo Search (CS)</i>
Carian Tabu (CT)	<i>Tabu Search (TS)</i>
Tekaan Terdidik	<i>Educated Guess</i>
Evolusi Pembezaan (EP)	<i>Differential Evolution (DE)</i>
Hibrid Pengoptimuman Kawanan Partikel dan Evolusi Pembezaan (HPKP-EP)	<i>Hybrid Particle Swarm Optimization and Differential Evolution (HPSO-DE)</i>
Hibrid Pengoptimuman Kawanan Partikel dengan Pengoptimum Serigala Kelabu (HPKPPSK)	<i>Hybrid Particle Swarm Optimization and Grey Wolf Optimizer (HPSOGWO)</i>
Kecerdasan Kawanan (CK)	<i>Swarm Intelligence (SI)</i>
Kecerdasan Tak-Kawanan (CTK)	<i>Non-swarm Intelligence</i>
Koloni Lebah Buatan (KLB)	<i>Artificial Bees Colony (ABC)</i>
Kosinus	<i>Cosine</i>
Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT)	<i>Multimodal Non-Separable</i>

Istilah dalam Bahasa Melayu	Istilah dalam Bahasa Inggeris
Multimod-Terpisahkan (MT)	<i>Multimodal Separable</i>
Mendaki Buki	<i>Hill-Climbing</i>
Multi-Skala 3D Otsu (MS3D Otsu)	<i>Multi-Scale 3D Otsu (MS3D Otsu)</i>
Pecutan Masa Bervariasi Berdasarkan Pengoptimuman Kawanan Partikel (PKP-PMB)	<i>Time Varying Acceleration Based Particle Swarm Optimization (PSO-TVAC)</i>
Pembinaan Semula dan Pengurangan Dimensi Berdasarkan Pengambangan Otsu (PP3D Otsu)	<i>Reconstruction and Dimension Reduction Based Otsu Thresholding (RR3D Otsu)</i>
Pengaturcaraan Genetik (PG)	<i>Genetic Programming (GP)</i>
Pengoptimuman Bakteria Mengumpul Makanan (APBMM)	<i>Bacterial Foraging Optimization (BFO)</i>
Pengoptimuman Diinspirasikan-Biologi (OIB)	<i>Optimization Bio-Inspired</i>
Pengoptimuman Diinspirasikan-Tak-Biologi (OITB)	<i>Optimization Non-Bio-Inspired</i>
Pengoptimuman Kawanan Partikel (PKP)	<i>Particle Swarm Optimization (PSO)</i>
Pengoptimuman Kawanan Partikel Nisbah-Jarak-Kecergasan (PKP-NJK)	<i>Particle Swarm Optimization Fitness-Distance-Ratio (PSO-FDR)</i>
Pengoptimuman Kawanan Partikel Standard (PKPS)	<i>Standard Particle Swarm Optimization (SPSO)</i>
Pengoptimuman Kawanan Partikel-pemberat (PKP-p)	<i>Particle Swarm Optimization-weight (PSO-w)</i>
Pengoptimuman Koloni Lebah (PKL)	<i>Bee Colony Optimisation</i>
Pengoptimuman Koloni Semut (PKS)	<i>Ant Colony Optimisation (ACO)</i>
Penyepuhlindapan Simulasi (PS)	<i>Simulated Annealing (SA)</i>
Penyilangan Binary Simulasi (PBS)	<i>Simulated Binary Crossover (SBX)</i>
Penyesuaian Bakteria Mengumpul Makanan (PBMM)	<i>Adaptive Bacterial Foraging (ABF)</i>
Tangen	<i>Tangen</i>

Istilah dalam Bahasa Melayu	Istilah dalam Bahasa Inggeris
Trigonometrik	<i>Trigonometric</i>
Unimod-TakTerpisahkan (UTT)	<i>Unimodal Non-Separable</i>
Unimod-Terpisahkan (UT)	<i>Multimodal Separable</i>
Varian Evolusi Pembezaan (berdasarkan faktor skala swa-penyesuaian dan kadar penyilangan) (jEP)	<i>Differential Evolution Variants (based on self-adaptation of the scale factor and the crossover rate) (jDE)</i>

BAB I

PENGENALAN

1.1 PENGKENALAN

Bab I menerangkan tentang latar belakang kajian, pernyataan masalah, persoalan kajian (PK), objektif kajian, skop kajian, sumbangan kajian dan metodologi kajian yang ditunjukkan dalam Bahagian 1.2, Bahagian 1.3, Bahagian 1.4, Bahagian 1.5, Bahagian 1.6 dan Bahagian 1.7, masing-masing.

1.2 LATAR BELAKANG KAJIAN

Latar belakang kajian dalam tesis ini merangkumi pengoptimuman, algoritma pengoptimuman dan keseimbangan penjelajahan dan eksplorasi, algoritma Carian Harmoni (CH), fungsi trigonometrik, Pengimian Resonas Magnetik (PRM) dan pengoptimuman dalam persekitaran statik dan dinamik seperti yang diterangkan dalam Bahagian 1.2.1, Bahagian 1.2.2, Bahagian 1.2.3, Bahagian 1.2.4, Bahagian 1.2.5, Bahagian 1.2.6, masing-masing.

1.2.1 Pengoptimuman

Secara asasnya, fungsi pengoptimuman adalah proses yang memerlukan satu fungsi objektif yang munasabah untuk menyelesaikan masalah untuk mencapai penyelesaian terbaik. Fungsi objektif ini melibatkan kiraan matematik yang turut dikenali sebagai satu masalah pengoptimuman matematik. Masalah pengoptimuman matematik adalah masalah mengoptimumkan fungsi objektif berlandaskan set kekangan yang diberi. Tambahan lagi, pengoptimuman terbahagi kepada dua kategori utama iaitu algoritma berketentuan dan algoritma stokistik.

Algoritma berketentuan boleh dikategorikan kepada kaedah Cari-Langsung (*direct-search*) dan kaedah berasaskan kecerunan. Kaedah Cari-Langsung hanya memerlukan penilaian fungsi. Fungsi objektif dibaiki secara tempatan daripada titik permulaan sehingga kepersisan pratakrif dicapai. Cari-Langsung adalah seperti kaedah *Nelder-Mead simplex*, prosedur *Hooke-Jeeves Powell* dan lain-lain (Lewis et al. 2000). Manakala algoritma berasaskan kecerunan adalah terbitan maklumat yang boleh dilaksanakan dengan baik apabila melibatkan fungsi licin dalam model pengoptimuman (Pandu 2010).

Strategi berketentuan adalah tempatan dalam tabii yang cenderung untuk terperangkap dalam optima tempatan dengan kebergantungan pada titik permulaan bagi kaedah numerik. Tambahan lagi, walaupun terdapat penambahbaikan dilakukan pada pengoptimuman sejagat berketentuan, ini merupakan isu yang mencabar untuk model tak-cembung bagi menemui penyelesaian yang berkesan (Pandu 2010).

Manakala algoritma stokastik pula terbahagi kepada dua kategori: heuristik dan metaheuristik. Heuristik telah diperkenalkan pada tahun 1945 oleh (Polya 1945) dan kemudian dibangunkan pada tahun 1970-an untuk penyelesaian masalah dalam bidang berbeza. Heuristik adalah peraturan yang dipelajari daripada pengalaman namun tidak sentiasa dijustifikasikan oleh teori (Ombach 2015). Secara asasnya, heuristik direka bentuk untuk menyediakan prestasi pengkomputeran yang lebih baik berbanding teknik pengoptimuman konvensional dengan kadar ketepatan yang rendah. Heuristik merupakan teknik penyelesaian masalah berdasarkan pengetahuan pakar yang menggunakan perwakilan spesifik domain dan boleh didefinisikan hanya untuk kaedah penyelesaian masalah asas seperti kaedah gelintar (Stuart dan Peter 2009).

Heuristik terdiri daripada dua kategori iaitu tak-maklum (*uninformed*) dan maklum (*informed*). Contoh pendekatan tak-maklum adalah seperti Gelintar Dalam Dahulu (GDD) atau Gelintaran Kelebaran Dahulu (GKD). Manakala contoh pendekatan maklum adalah seperti Gelintar Terbaik Dahulu (GTD), Gelintar Alur (GA) atau Gelintar A* (Pearl 1984; Koenig et al. 2004; Zhou dan Hansen 2006; Burns et al. 2009; Stuart dan Peter 2009). Strategi tak-maklum atau gelintaran buta-tuli diaplikasikan dengan tanpa maklumat tentang ruangan carian, di samping

berupaya untuk kenal beza antara keadaan-perantaraan (*intermediate-state*) dan keadaan-sasaran (*goal-state*).

Manakala metaheuristik adalah kaedah pengkomputeran yang mengoptimumkan masalah dengan cubaan secara lelaran untuk menambahbaik penyelesaian calon (Ombach 2015). Selain itu, algoritma metaheuristik dikatakan mempunyai sifat rawak dengan ‘tekaan terdidik’ atau ‘*educated guess*’ dalam mekanisma cariannya cuba untuk memperbaharui kualiti penyelesaiannya melalui lelaran, daripada set penyelesaian rawak berdasarkan ruangan penjelajahan dan eksplotasi. Secara asasnya, kaedah pengoptimuman ini digunakan mengikut kesesuaian masalah dan kelakuan kaedah pengoptimuman tersebut.

Antara algoritma metaheuristik yang diilhamkan oleh penyelidik adalah seperti Evolusi Pembezaan (EP) (Storn dan Price 1997; Gong et al. 2010; Das dan Suganthan 2011), Pengoptimuman Kawanan Partikel (PKP) (Kennedy 1995b; Gandomi et al. 2013c; Talatahari et al. 2013), Biogeografi Pengoptimuman (BP), Algoritma Kelawar (AK) (Yang 2010; Gandomi et al. 2013a) dan termasuk juga Carian Harmoni (CH) (Geem et al. 2001; Wang et al. 2014).

Masalah pengoptimuman boleh dibahagikan kepada dua iaitu masalah unimod dan multi-mod. Unimod adalah masalah yang mempunyai penyelesaian terbaik yang tunggal. Masalah seperti ini hanya mempunyai satu optima sejagat dan tiada optima tempatan yang wujud berdasarkan julat tertentu. Masalah unimod terbahagi pula kepada selanjar dan tak-selanjar (Ahsan dan Shahzad 2013). Masalah multi-mod pula adalah masalah yang mempunyai penyelesaian yang melebihi satu penyelesaian. Masalah ini adalah gabungan kedua-dua penyelesaian terbaik sejagat dan optima tempatan (Ahsan dan Shahzad 2013).

1.2.2 Algoritma Pengoptimuman dan Keseimbangan Penjelajahan dan Eksplotasi

Bagi kebanyakan algoritma metaheuristik, kemampuan menyeimbangkan dua komponen pengoptimuman adalah satu keperluan untuk memperoleh penyelesaian yang menghampiri optima. Pengoptimuman pertama ialah kemampuan eksplotasi yang bermaksud kemampuan algoritma menggunakan maklumat sejarah yang telah

dikumpulkan untuk membangunkan ruangan carian di kawasan sekitar bagi penyelesaian baik semasa. Manakala yang kedua pula ialah kemampuan penjelajahan yang membantu menjelajah wilayah baru dalam ruangan carian yang besar secara cepat. Imbangan yang sempurna dalam dua ciri ini diperlukan untuk meningkatkan prestasi pengoptimuman (Yadav et al. 2012; Gandomi et al. 2013b; Ouyang et al. 2017). Keseimbangan boleh dicapai dengan mewujudkan kepelbagaian populasi dalam algoritma seperti CHPBP (Ouyang et al. 2017). Ini kerana kesan ketidakseimbangan antara penjelajahan dan eksplorasi ini membawa kepada penemuan titik optima sejagat yang lemah iaitu menjauhi sasaran optima.

1.2.3 Carian Harmoni (CH)

Secara umumnya, muzik ialah bunyian yang disusun secara sistematik dan mempunyai kualiti tersendiri. Penghasilan muzik yang berkualiti mempunyai penyusunan konsep muzik yang betul dan terperinci. Konsep muzik merangkumi irama, melodi, harmoni, warna ton, tekstur, bentuk dan ekspresi (Hardy 2011).

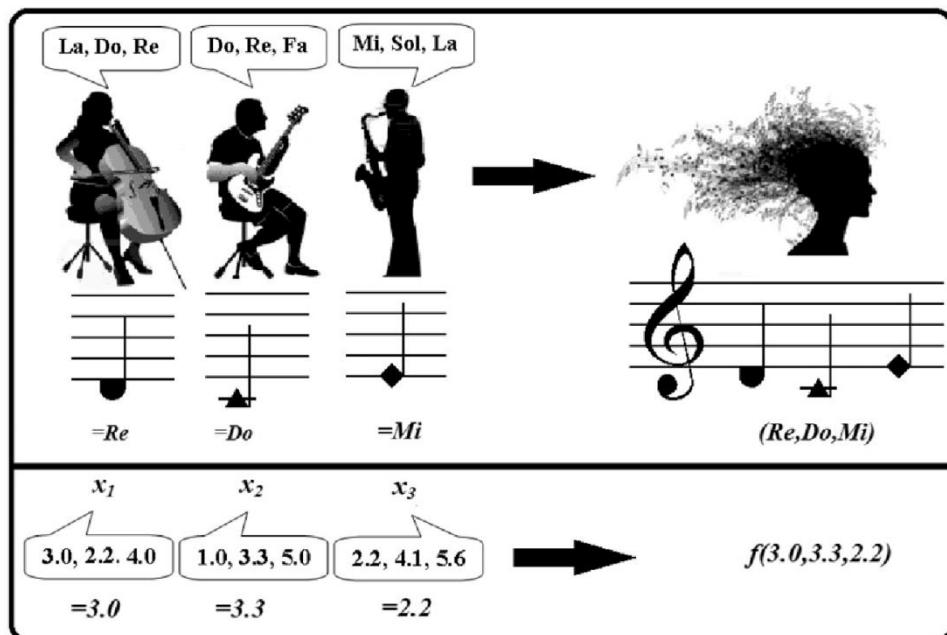
Elemen-elemen yang terdapat dalam melodi adalah nada (atau pic), skel, jeda, kontur, solfa, dan rangkaian lagu. Melodi ini mengandungi nada rendah, sederhana dan tinggi.

Carian Harmoni (CH) adalah algoritma metaheuristik yang terinspirasi daripada ahli muzik yang mencari harmoni yang sempurna yang dibangunkan oleh (Geem et al. 2001). Analogi dan infografik CH yang dikaitkan dengan muzik ditunjukkan seperti dalam Jadual 1.1 dan Rajah 1.1, masing-masing.

Pemuzik merupakan pembolehubah keputusan dalam terma pengoptimuman CH seperti yang ditunjukkan dalam Jadual 1.1. Dalam terma muzik, setiap pemuzik akan menghasilkan harmoni tertentu seperti ('La', 'Do', 'Re'), ('Do', 'Re', 'Fa'), dan ('Mi', 'So', 'La') untuk menghasilkan harmoni sempurna iaitu ('Re', 'Do', 'Mi') seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 1.1. Harmoni yang sempurna atau menyenangkan ini merupakan penyelesaian optima dalam terma pemoptimuman CH.

Terma Muzik	Terma Pengoptimuman CH
Improvisasi	Generasi
Harmoni	Vektor Penyelesaian
Pemuzik	Pemboleh ubah keputusan
Nada	Nilai
Kadar Pelarasan Nada	Kadar Pelarasan Nilai
Piawaian Audio-Estetik	Fungsi Objektif
Praktikal	Lelaran
Harmoni yang Menyenangkan	Penyelesaian optima (Terhampir)

Jadual 1.1 Analogi Carian Harmoni ((Geem et al. 2001))



Rajah 1.1 Carian Harmoni dan pengoptimuman (Shreem et al. 2016)

Vektor penyelesaian CH, $x_1 = 3.0, 2.2, 4.0$ merupakan melodi ('La', 'Do', 'Re') yang dihasilkan oleh pemboleh ubah keputusan (pemuzik) dan vektor penyelesaian terbaik adalah $x = 0.3, 3.3, 2.2$. seperti ditunjukkan dalam Rajah 1.1.

Parameter utama dalam CH adalah Kadar Pertimbangan Memori Harmoni (KPMH), Kadar Pelarasan Nada (KPN) dan Jalur Lebar (JL) yang memainkan peranan penting dalam mengimbangi eksplorasi tempatan dan penjelajahan sejagat. Parameter ini mempengaruhi prestasi keseluruhan algoritma CH, justeru itu adalah penting untuk menyempurnakan parameter tersebut.

CH telah berjaya diaplikasikan dalam pelbagai bidang seperti rangkaian pengagihan air (Geem 2006), penyelesaian teka-teki Sudoku (Geem 2007; Weyland 2015), penghantaran kuasa ekonomi (Vasebi et al. 2007; Pandi et al. 2010), pemodelan tenaga kenderaan (Ceylan et al. 2008), pemanduan kenderaan secara automatik (Mahaleh dan Mirroshandel 2018), pengambangan imej multi-aras (Oliva et al. 2013) dan lain-lain (dos Santos Coelho dan Mariani 2009; Mun dan Geem 2009; Saka dan Erdal 2009).

CH mempunyai kelebihan dengan kejayaan menghasilkan prestasi yang lebih baik berbanding algoritma yang lain (Yang 2009b). Namun, masih terdapat beberapa kekurangan dalam CH seperti terhalang daripada menghasilkan penumpuan cepat untuk mencapai penyelesaian sejagat. Kelemahan-kelemahan CH antaranya berpunca daripada keteguhan yang lemah, sifat rawak yang agak besar, kekurangan dari segi arah tertentu, dan penumpuan lambat yang menyebabkan proses carian terperangkap dalam penyelesaian optimum tempatan (Yang et al. 2016). Kesemua masalah ini boleh dikaitkan dengan mekanisma carian algoritma CH (Yang et al. 2016).

Terdapat pelbagai kajian yang telah dibangunkan untuk mengatasi kelemahan yang terdapat dalam CH seterusnya menghasilkan varian CH yang baru. Mahdavi et al., penyelidik pertama telah menambahbaik CH dengan mempertimbangkan pelarasan parameter CH, iaitu Kadar Pelarasan Nada (KPN) dan Jalur Lebar (JL) yang dikenali sebagai algoritma Algoritma Carian Harmoni yang Ditambah Baik (CHDB) (Mahdavi et al. 2007). Perbezaan utama antara CHDB dan CH adalah terletak pada cara menyesuaikan KPN dan JL. Nilai KPN meningkat secara linear dan nilai JL secara eksponen berkurang mengikut bilangan lelaran. Carian Harmoni Terbaik-Sejagat (CHTS) pula dicadangkan oleh (Omran dan Mahdavi 2008) dengan mengembangkan konsep kecerdasan kawanan untuk meningkatkan prestasi CH.

Seterusnya, algoritma CH turut ditambah baik dengan pengendali mutasi perbezaan (CH + DMO) yang diperkenalkan oleh (Chakraborty et al. 2009). CH + DMO menggunakan operasi yang serupa dengan mutasi perbezaan untuk menggantikan langkah pelarasan nada yang lebih baik. Wang et al. memperkenalkan algoritma Algoritma Carian Harmoni Penyesuaian Sesuai Diri (CHPS) (Wang dan

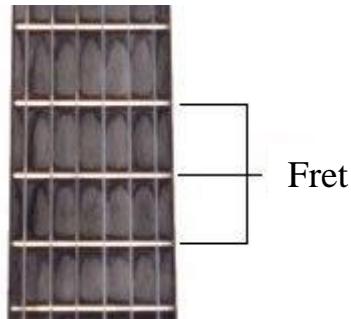
Huang 2010) dengan menggunakan jujukan yang kurang jelas untuk memulakan memori harmoni dan mengubahsuai operasi pelarasan nada berdasarkan nilai maksima dan minima memori harmoni.

Selain itu, algoritma Carian Harmoni Sejagat Novel (CHSN) yang diilhamkan oleh kecerdasan kawanan bagi kawanan zarah telah diperkenalkan oleh Zou et al (Zou et al. 2010) dengan menjalankan pengawalan parameter algoritma (kebarangkalian mutasi genetik, nombor generasi maksimum, K dan dimensi masalah, D) dan memori harmoni (MH). Das et al. pula menganalisis evolusi varians populasi CH dan membincangkan hubungan antara kekuatan penjelajahan CH dan parameter kawalan, mengubah suai CH yang dinamakan Algoritma Kuasa Penjelajahan Carian Harmoni (KPCH) (Das et al. 2011). KPCH beroperasi dengan parameter JL yang dinamik dikemaskini mengikut sisihan piawai harmoni semasa. Ini bertujuan meningkatkan kekuatan penjelajahan CH.

Selain itu, Algoritma Carian Harmoni Terbaik-Sejagat yang Ditambah Baik (CHTSDB) yang dibentangkan oleh (El-Abd 2013) menjalankan pengubahsuai dalam proses improvisasi. Penyelidik ini juga membentuk parameter KPN berubah dengan menurun secara linear seperti yang dicadangkan dalam CHPS dan JL berubah dengan menurun secara eksponen seperti yang dicadangkan dalam CHDB. Das et al. dan Ouyang et al. telah menganalisis dan membincangkan teori matematik mekanisma carian bagi CH dengan memberi pandangan bahawa perlu wujud keseimbangan bagi kedua-dua carian iaitu penjelajahan dan eksploitasi (Gao et al. 2014).

Algoritma Carian Harmoni Dinamik Sejagat (CHDS) dicadangkan oleh (Khalili et al. 2014) dengan menggunakan kaedah dinamik untuk menyesuaikan JL, KPN dan KPMH. CHDS ini mengubah domain secara dinamik. CHDS dan CHDB mempunyai kaedah dinamik yang sama untuk penalaan JL. CHLL hibrid yang dicadangkan mempunyai dua fasa: (i) fasa penjelajahan menggunakan strategi dalam ALL dan (ii) fasa eksploitasi menggunakan konsep CH, dengan pertimbangan memori dan pelarasan nada digunakan bersama dengan pengendali ALL (Sadollah et al. 2016).

Mansor et al. memperkenalkan pengubahsuaian parameter CH seperti KPMH dan JL. KPMH diubahsuai dengan menggunakan fungsi langkah (*step function*), manakala JL diaplikasikan menggunakan konsep jarak fret pada gitar (seperti dalam Rajah 1.2) yang dikaitkan dengan formula matematik (Mansor et al. 2017). KPN menguruskan peluang memilih harmoni baru berdasarkan jarak JL yang kecil. Saiz langkah kecil berhubung kait dengan carian tempatan, manakala saiz langkah besar berhubung kait dengan carian sejagat. JL ini berperanan meminda carian tempatan di sekitar boleh ubah keputusan yang dipilih untuk membentuk harmoni baru. Dengan itu, penyelidik menghasilkan JL yang bertindak secara dinamik di peringkat permulaan bagi carian penjelajahan dan membenarkan eksplorasi di peringkat akhir carian. JL dikaji berdasarkan peniruan konsep jarak untuk setiap kedudukan fret daripada perangkai (*bridge*). Pengukuran ini adalah berdasarkan bilangan fret daripada perangkai dengan menganalisa sejauh mana penyelesaian semasa boleh dicapai (Mansor et al. 2017).



Rajah 1.2 Fret pada alat muzik seperti gitar (Sumber gambar: (Meaghito 2017))

Satu kaedah untuk meningkatkan prestasi satu algoritma pengoptimuman adalah menghasilkan keseimbangan bagi keupayaan eksplorasi dan penjelajahan (Yadav et al. 2012). Pada masa kini, Ouyang memperkenalkan pengubahsuaian baru bagi penyesuaian sejagat algoritma CH yang dikenali sebagai Carian Harmoni Pembelajaran Berasaskan Pertentangan Tempatan Swa-Penesuaian Sejagat (CHPBP) (Ouyang et al. 2017) . CHPBP memperkenalkan tiga kunci penambahbaikan CH iaitu (1) swa-pengubahsuaian untuk pelarasan nada (2) teknik pembelajaran berdasarkan pertentangan (3) mekanisma pemilihan persaingan. Terkini, CHPBP adalah kaedah yang paling baik antara varian CH yang lain. Namun begitu, cadangan terhadap

pengubahsuaian pelarasian nada berdasarkan faktor heuristik, η adalah terhad kepada tiga peringkat sahaja yang membolehkan carian terperangkap dalam optima tempatan.

1.2.4 Fungsi Trigonometrik

Dalam bidang matematik, fungsi trigonometrik adalah fungsi sudut. Fungsi trigonomterik ini adalah sangat penting dalam bidang sains, kejuruteraan dan matematik (Adamson dan Nicholas 1998). Sudut, radian dan darjah berkait rapat dalam fungsi trigonometrik. Persamaan (1.1) merupakan pertukaran ukuran radian kepada darjah.

$$\pi \text{ radian} = 180^{\circ}, \quad \dots(1.1)$$

atau boleh dirumuskan seperti Persamaan (1.2) dan Persamaan (1.3).

$$1 \text{ radian} = \frac{180^{\circ}}{\pi} \quad \dots(1.2)$$

$$1 \text{ radian} = 57.3^{\circ}. \quad \dots(1.3)$$

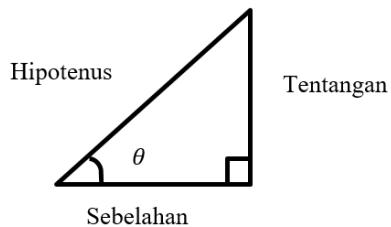
Manakala ukuran darjah kepada radian seperti Persamaan (1.4) dan Persamaan (1.5).

$$1^{\circ} = \frac{\pi}{180} \text{ radian}, \quad \dots(1.4)$$

$$1^{\circ} \approx 0.017 \quad \dots(1.5)$$

Ukuran radian adalah seperti berikut 180° sebagai π radian, 90° sebagai $\frac{\pi}{2}$ radian, 60° sebagai $\frac{\pi}{3}$ radian, 45° sebagai $\frac{\pi}{4}$ radian, dan 30° sebagai $\frac{\pi}{6}$ radian. Fungsi trigonometrik terdiri daripada tiga fungsi utama iaitu kosinus, sinus dan tangen (Adamson dan Nicholas 1998). Ketiga-tiga fungsi ini mempunyai ‘hipotenusa’, ‘tentangan’ dan ‘sebelahan’. ‘Hipotenusa’ adalah garis yang bertentangan dengan sudut di sebelah kanan (90°). Manakala ‘tentangan’ adalah garis yang bertentangan dengan sudut sebelah kiri bertanda θ dan ‘sebelahan’ adalah garis yang bersebelahan dengan

sudut sebelah kiri bertanda θ . (Adamson dan Nicholas 1998) Rajah 1.3 menunjukkan kedudukan hipotenus, tentangan dan sebelahan.



Rajah 1.3 Segitiga bersudut tegak (sumber : (Adamson dan Nicholas 1998))

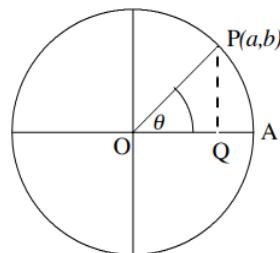
Nisbah bagi kos, sin dan tan adalah seperti berikut Persamaan (1.6) dan Persamaan (1.7), dan Persamaan (1.8), masing-masing.

$$\text{Kos } \theta = \frac{\text{sebelahan}}{\text{hipotenusa}}, \quad \dots(1.6)$$

$$\text{Sin } \theta = \frac{\text{tentangan}}{\text{hipotenusa}}, \quad \dots(1.7)$$

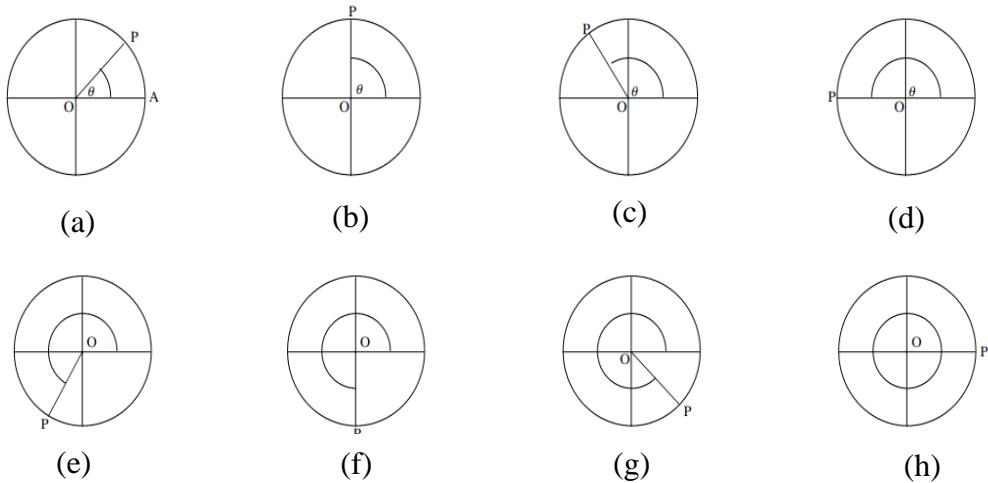
$$\text{Tan } \theta = \frac{\text{tentangan}}{\text{sebelahan}}. \quad \dots(1.8)$$

Fungsi kos ditunjukkan seperti Rajah 1.4 dengan θ adalah pusat bulatan yang pada satah (x, y) . Katakan A adalah titik lilitan bulatan dengan titik koordinat $(1,0)$. OA adalah jejari bulatan dengan panjang adalah 1. Seterusnya, katakan P adalah titik lilitan bulatan dengan koordinat (a, b) (Adamson dan Nicholas 1998).



Rajah 1.4 Segitiga dalam bulatan (sumber : (Adamson dan Nicholas 1998))

Berdasarkan Rajah 1.5, katakan θ adalah antara 0 dan $\frac{\pi}{2}$. Kosinus θ diwakili oleh kos θ , jadi kos $\theta = a$. Oleh itu, apabila θ bertambah dari 0 hingga $\frac{\pi}{2}$, maka kos θ akan berkurang dari 1 hingga 0.



Rajah 1.5 Nilai-nilai kosinus mengikut darjah, θ . (a) kos θ adalah positif (b) kos $\frac{\pi}{2} = 0$ (c) kos θ adalah negatif (d) kos $\pi = -1$ (e) kos θ adalah negatif (f) kos $\frac{3\pi}{2} = 0$ (g) kos θ adalah positif (h) kos $2\pi = 1$

Selain itu, katakan θ adalah antara 0 dan 2π , x adalah koordinat bagi P yang menunjukkan nilai kos θ . Apabila $\theta = \frac{\pi}{2}$, P adalah pada paksi-y dan koordinat x adalah sifar seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 1.5(b). Apabila θ bertambah dengan melebihi $\frac{\pi}{2}$, P beranjak pada suku kedua dan koordinat x adalah negatif seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 1.5(c). Apabila $\theta = \pi$, maka koordinat x adalah -1 seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 1.5(d).

Apabila θ bertambah dengan melebihi π , P beranjak pada suku ketiga dan koordinat x bertambah daripada -1 hingga 0 seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 1.5(e) dan Rajah 1.5(f). Akhir sekali, apabila θ bertambah daripada $\frac{3\pi}{2}$ hingga 2π , maka koordinat x bagi P adalah bertambah daripada 0 hingga 1 seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 1.5(g) dan Rajah 1.5(h).

Tangen θ pula adalah $\sin \theta$ dibahagikan dengan kos θ . Contohnya seperti Persamaan (1.9).

$$\tan \theta = \frac{\sin \theta}{\cos \theta} \quad \dots(1.9)$$

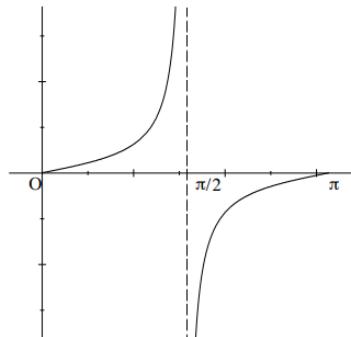
Melalui Persamaan (1.9), nilai $\tan \theta$ antara 0 dan 2π . $\tan \theta$ tidak boleh didefinasikan seperti $\cos \theta=0$. Ini terjadi apabila $\theta = \frac{\pi}{2}$ atau $\theta = \frac{3\pi}{2}$. Apabila $0 < \theta < \frac{\pi}{2}$, maka nisbah $\tan \theta$ adalah $\frac{\text{Tentangan}}{\text{Sebelahan}}$ seperti dalam Rajah 1.6. Persamaan .(1.10) hingga Persamaan (1.13) menunjukkan hubungan persamaan $\tan \theta$ terhadap PQ , OQ , b , a , $\sin \theta$ dan $\cos \theta$.

$$\frac{\text{Tentangan}}{\text{Sebelahan}} = \frac{PQ}{OQ}, \quad \dots(1.10)$$

$$\frac{\text{Tentangan}}{\text{Sebelahan}} = \frac{b}{a}, \quad \dots(1.11)$$

$$\frac{\text{Tentangan}}{\text{Sebelahan}} = \frac{\sin \theta}{\cos \theta}, \quad \dots(1.12)$$

$$\frac{\text{Tentangan}}{\text{Sebelahan}} = \tan \theta. \quad \dots(1.13)$$



Rajah 1.6 Graf tan (sumber : (Adamson dan Nicholas 1998))

Melalui Rajah 1.6 adalah asimptot tegak di $\theta = \frac{\pi}{2}$. Ini kerana $\tan \theta$ adalah tidak didefinasikan pada $\theta = \frac{\pi}{2}$. Asimptot tegak turut boleh didapati di $\theta = \frac{3\pi}{2}$. Apabila $\theta = 0$ atau π , maka $\tan \theta = 0$. Seterusnya, jika θ adalah 0 dan kurang daripada $\frac{\pi}{2}$,

maka $\tan \theta$ adalah positif. Manakala jika θ adalah 0 dan lebih daripada $\frac{\pi}{2}$, maka $\tan \theta$ adalah negatif.

Fungsi trigonometrik ini berjaya diaplikasikan dalam metaheuristik seperti Carian Harmoni (CH) yang bergelar Carian Harmoni Ledakan Lombong (CHLL) (Sadollah et al. 2016). Penerangan lanjut berkaitan CHLL diterangkan dalam Bab II.

1.2.5 Pengimejan Resonas Magnetik (PRM)

Pengimejan Resonas Magnetik (PRM) merupakan antara medium diagnosis yang digunakan oleh pakar radiologi untuk mendiagnosis pesakit mengenai tahap keabnormalan tisu, anatomi dan cecair bagi keseluruhan badan termasuk otak. Imej PRM otak digunakan oleh pakar radiologi bagi mendiagnosis penyakit otak seperti tumor otak berdasarkan imej tisu otak seperti jirim kelabu dan jirim putih serta cecair serebrospina (CSF). Kemajuan bagi imej PRM otak ini juga telah menghasilkan sejumlah besar data iaitu imej dengan tahap kualitinya yang semakin meningkat. Analisis kumpulan data PRM yang besar dan kompleks ini telah mendatangkan tugas yang jelak dan rumit oleh para pakar radiologi kerana memerlukan diagnosis secara manual bertujuan mengekstrak maklumat penting (Despotović et al. 2015).

Diagnosis secara manual boleh dertiakan sebagai pakar radiologi yang mendiagnosis imej PRM otak menggunakan alat perisian pengimejan otak asas (Aghdam et al. 2017). Analisis manual ini sering memakan masa dan terdedah kepada keralaan yang disebabkan oleh kepelbagaiannya kajian operasi-inter atau intra (Despotović et al. 2015). Pengambilan masa yang lama ini turut disokong oleh Aghdam dan tak-terhasil sekiranya diagnosis tersebut dijalankan oleh bukan pakar radiologi (Aghdam et al. 2017). Dengan itu, kesukaran dalam analisis data PRM memerlukan kaedah berkomputer bagi memperbaiki diagnosis penyakit (Despotović et al. 2015). Justeru itu, pelbagai kajian berkenaan analisis imej PRM otak secara automatik telah dicadangkan dan dibangunkan termasuk penemberangan imej, pendaftaran imej dan visualisasi imej (Despotović et al. 2015).

Penemberengan adalah bersandarkan kepada dua kriteria penting iaitu homogen rantau (ambang) dan kekurangan antara rantau tak bercantum bersebelahan (mencari sisi) (Feng et al. 2017). Penemberengan imej PRM otak merupakan tugas penting dalam banyak aplikasi klinikal kerana boleh mempengaruhi hasil keseluruhan analisis (Despotović et al. 2015). Ini kerana langkah pemprosesan imej PRM yang berbeza bergantung kepada ketepatan penemberengan imej semasa menentukan wilayah anatomi, tisu dan cecair (Despotović et al. 2015). Selain itu, penemberengan imej PRM otak juga dikatakan satu tugas yang mencabar apabila terdapat kesamaan antara struktur tisu yang berbeza dalam imej otak. Tambahan lagi, antara tugas yang mencabar adalah bilangan kawasan homogen yang terdapat dalam imej berbeza dengan hirisan imej dan orientasi (Hiralal dan Menon 2016). Justeru itu, penemberengan terhadap korteks serebrum telah dikaji secara meluas (Hahn et al. 2000; Kobashi et al. 2008).

Terdapat pelbagai teknik penemberengan imej PRM otak dibangunkan dengan tahap ketepatan dan kerumitan yang berbeza seperti (Sathya dan Kayalvizhi 2011c; Alomoush et al. 2014; Manikandan et al. 2014; Alomoush 2015; Jothi 2016; Sheikh Abdullah et al. 2016; Feng et al. 2017; Panda et al. 2017). Secara umumnya, teknik penemberengan boleh dikategorikan kepada empat iaitu penemberengan imej secara ambang (Maitra dan Chatterjee 2008b; Sathya dan Kayalvizhi 2011c; Manikandan et al. 2014), berasaskan gugusan (Gómez et al. 2015), berasaskan set-aras (Li et al. 2011), dan berasaskan potongan-graf (Dai et al. 2015). Oleh kerana imej tembereng yang diperoleh dari kriteria homogeniti mempunyai kelebihan ruang penyimpanan yang lebih kecil, kelajuan pemprosesan cepat dan kemudahan dalam memanipulasi, teknik ambang dianggap paling popular (Arora et al. 2008). Tambahan lagi, teknik ambang ini adalah popular disebabkan oleh teknik yang ringkas dan berkesan (Ali et al. 2017; Feng et al. 2017).

Pengambangan imej adalah proses mengekstrak objek dari latar belakang, atau untuk membezakan objek dari objek yang mempunyai tahap kelabu yang berbeza. Ambang optimum berlaku apabila berupaya memisahkan objek yang berbeza antara satu sama lain atau dari latar belakang sejauh mana keputusan boleh dibuat tanpa pemprosesan lanjut (Otsu 1979; Sezgin dan Sankur 2004).

Pengambangan terdiri daripada dua kategori iaitu dwi-aras dan multi-aras. Dwi-aras merupakan histogram imej yang dibahagikan kepada dua bahagian berdasarkan nilai ambang. Sekiranya piksel mempunyai aras kelabu yang lebih besar berbanding ambang ini, maka dijadikan satu kumpulan piksel yang sama, jika sebaliknya, satu kumpulan piksel yang lain pula dihasilkan. Dwi-aras ini juga dikatakan mempunyai lembah yang berbeza pada histogram tersebut. Selain itu, masalah ambang dwi-aras ini adalah masalah yang mudah diselesaikan. Namun begitu, masalah bertambah rumit apabila penemberangan melibatkan maklumat imej yang lebih terperinci. Dengan itu, masalah pengambangan multi-aras menjadi tarikan di kalangan para penyelidik.

Ambang multi-aras adalah pembahagian piksel kepada beberapa kumpulan iaitu piksel-piksel yang mempunyai kumpulan yang sama mempunyai aras kelabu yang berjulat tertentu. Kaedah Otsu dan Kapur telah dilanjutkan untuk mengatasi ambang multi aras, namun tidak berkesan dalam menentukan ambang optima yang membesar eksponen semasa masa pengiraan. Oleh itu, pelbagai kajian telah dijalankan untuk menyelesaikan masalah ambang multi-aras (Tsai 1995).

Teknik ambang ini boleh dikategorikan kepada dua iaitu ambang tak-parametrik dan parametrik. Teknik ambang tak-parametrik merupakan teknik yang ringkas dan berkesan pada pengambangan dwi-aras. Antara contoh teknik ambang tak-parametrik ini adalah seperti Otsu dan Kapur. Otsu berperanan dengan memilih ambang optima berdasarkan varian antara-kelas bagi aras kelabu (Otsu 1979). Manakala Kapur bertindak mencari ambang optima berdasarkan pemaksimuman entropi bagi histogram (Kapur et al. 1985). Kittler dan Illingworth 1986 beranggapan bahawa aras kelabu setiap objek dalam imej tertabur secara normal.

Teknik ambang parametrik pula adalah mengeksplorasi cirian statistik urutan pertama imej yang akan dibahagikan. Synder et al. melaporkan bahawa Weszka et al. telah memperkenalkan kaedah parametrik yang mempunyai pengedaran aras kelabu setiap kelas dianggap sebagai taburan Gaussian (1990). Tambahan lagi, teknik seperti ini cuba mencari anggaran parameter pengedaran yang paling sesuai dengan data histogram yang dibentuk menggunakan kaedah anggaran kuasa dua terkecil.

Kebiasaannya, teknik ini membawa kepada masalah pengoptimuman tak-linear iaitu penyelesaiannya adalah secara pengiraan yang mahal dan memakan masa. Justeru itu, banyak penyelidik telah mencadangkan beberapa algoritma untuk menyelesaikan fungsi objektif bagi pemadanan lengkung Gauss untuk ambang multi-aras seperti Synder et al. (Nakib et al. 2007) dengan memperkenalkan lengkung pemadanan yang bergelar penyepuhlindapan pokok berdasarkan kaedah heuristik. Selain itu, Nakib juga mencadangkan penyepuhlindapan simulasi untuk masalah ambang multi aras (Zahara et al. 2005; Nakib et al. 2008).

Walau bagaimanapun, terdapat juga teknik pengambangan multi-aras yang berjaya dibangunkan berdasarkan algoritma metaheuristik seperti Algoritma Genetik (AG) (Yin 1999), Algoritma Pengoptimuman Bakteria Mengumpul Makanan (APBMM) (Maitra dan Chatterjee 2008b), Penyesuaian Bakteria Mengumpul Makanan (PBMM) (Sathya dan Kayalvizhi 2011c), Pengoptimuman Kawanan Partikel (PKP) (Maitra dan Chatterjee 2008a), Algoritma Lebah Levi-Tompok (AL-LT) (Hussein et al. 2016) dan Carian Harmoni (CH) (Oliva et al. 2013). Kesemua kaedah metaheuristik ini adalah berkesan dalam menyelesaikan masalah pengambangan multi-aras dan menghasilkan keberkesanan yang lebih baik berbanding kaedah klasik yang lain (carian tempatan dan kaedah berketentuan) (Ali et al. 2017). Walau bagaimanapun, pemadanan lengkung adalah memakan masa dan atas alasan ini, kaedah ini memerlukan penambahbaikan dari segi keberkesanan di samping mengekalkan kualiti keberkesanan tersebut (Ali et al. 2017). Tambahan lagi, kesemua kaedah pengambangan berasaskan metaheuristik yang bercirian bilangan parameter yang banyak ini memerlukan penalaan parameter yang baik.

1.2.6 Pengoptimuman dan Persekutaran Statik dan Dinamik

Masalah pengoptimuman boleh dikategorikan kepada dua kategori iaitu kategori statik dan dinamik. Kategori pengoptimuman statik adalah sepanjang pelaksanaan persekitaran algoritma atau persekitaran landskap adalah statik. Dengan kata lain, kedudukan optima tersebut kekal sepanjang proses (Ahsan dan Shahzad 2013). Sasaran pengoptimuman statik ini adalah mencari dan menganggarkan optima adalah tepat (Fouladgar dan Lotfi 2015). Manakala pengoptimuman dinamik tidak hanya

tertumpu mencari optima yang tepat, namun turut mengambil kira penjejakan secepat yang mungkin (Fouladgar dan Lotfi 2015). Dengan kata lain, pengoptimuman dinamik akan berada pada kesesuaian persekitaran seperti sekiranya persekitaran berubah, maka optima akan berpindah kepada kawasan carian yang lain (Fouladgar dan Lotfi 2015). Keadaan ini turut disokong oleh Ahsan iaitu masalah dinamik berlaku dengan landskap yang berubah bagi masalah dengan penyelesaian lama berkemungkinan tidak kekal sebagai optima penyelesaian (Ahsan dan Shahzad 2013).

CH telah berjaya dalam menangani masalah pengoptimuman dinamik binari seperti masalah perletakan kenderaan yang dinamik dan masalah penjadualan tubuhan kerja (*job shop scheduling*) dinamik (Turky et al., 2014). Namun begitu, pengoptimuman dalam persekitaran statik masih giat dibangunkan untuk menyelesaikan masalah seperti penemberengan imej (El Aziz et al. 2017; Maurya et al. 2018; Mittal dan Saraswat 2018; Resma dan Nair 2018). Tambahan lagi, CH turut menyelesaikan beberapa masalah pengoptimuman statik dengan diuji pada fungsi ujian tanda aras (Hadwan et al. 2013; Sabar dan Kendall 2014; Turky dan Abdullah 2014; Turky et al. 2014). Fungsi tanda aras ini bertujuan mengukur kebolehpercayaan, kecekapan dan pengesahan algoritma pengoptimuman yang telah digunakan dalam kajian kesusasteraan (Jamil dan Yang 2013).

Oleh itu, tesis ini mencadangkan kadar pelarasian nada yang ditambahbaik dalam CH untuk menyelesaikan masalah pengoptimuman statik dengan menggunakan fungsi ujian tanda aras. Seterusnya, kaedah cadangan ini diaplikasikan dalam bidang pemprosesan imej untuk menyelesaikan masalah penemberengan imej PRM otak yang merupakan masalah pengoptimuman statik dalam dunia sebenar. Kaedah penemberengan imej yang digunakan adalah pengambangan. Pengambangan imej ini menggunakan kaedah cadangan yang bergelar CHK-Otsu dan CHKT-Otsu kerana kriteria penilaian imej adalah fungsi Otsu. Pengambangan imej turut melibatkan satu dimensi penyelesaian (dwi-aras) dan empat dimensi penyelesaian (multi-aras). Imej hingar turut diuji pada pengambangan dwi-aras.

1.3 PENYATAAN MASALAH

Terdapat tiga pernyataan masalah dalam tesis ini. Pernyataan masalah tersebut dibentangkan seperti dalam Bahagian 1.3.1, Bahagian 1.3.2 dan Bahagian 1.3.3.

1.3.1 Asas Carian Harmoni (CH) dan Masalah Carian Tempatan

Walaupun CH berupaya mengenal pasti kawasan prestasi tinggi dalam masa yang munasabah dengan baik, namun CH adalah kurang berkesan dalam melakukan carian tempatan iaitu terperangkap dalam carian tempatan atau mencapai penumpuan tidak matang dalam aplikasi pengoptimuman berangka (Lee et al. 2005). Ini kerana kemaskini CH terhad pada perbandingan antara vektor harmoni baru dan vektor harmoni terburuk. Selain itu, faktor yang menyumbang kepada masalah ini adalah kebergantungan CH pada penalaan parameter yang amat mempengaruhi prestasinya. Justeru itu, terdapat beberapa penyelidikan telah dicadangkan bagi menangani masalah seperti ini dengan penyesuaian Kadar Pelarasan Nada (KPN) dan Jalur Lebar (JL) untuk carian yang dinamik. Namun, disebabkan keperluan penalaan parameter yang tinggi sebelum memulakan proses pengoptimuman, Chen et al. telah memperkenalkan penalaan parameter swa-penesuaian dalam proses evolusi dan ruang pencarian masalah pengoptimuman (Chen et al. 2012a). Walaupun begitu, kaedah ini masih memerlukan penalaan beberapa parameter sebelum proses carian bermula.

Terkini, Ouyang telah membuktikan kelebihan algoritmanya dengan keseimbangan penjelajahan dan eksplorasi yang bergelar Carian Harmoni Pembelajaran Berasaskan Pertentangan Tempatan Swa-Penesuaian Sejagat (CHPBP). Antara faktor yang menyumbang kejayaan ini adalah penemuan parameter heuristik faktor, η semasa proses penalaan parameter kadar pelarasan nada (KPN) swa-penesuaian. Menurut Ouyang, η yang lebih besar cenderung untuk mencetuskan penjelajahan (Ouyang et al. 2017). Walaupun begitu, peringkat pertama dalam reka bentuk η yang terdapat dalam CHPBP ini menunjukkan nilai η menurun secara beransur-ansur dari peringkat pertama hingga sebelum peringkat separuh lelaran (iaitu julat η antara 1.00 hingga hampir kepada 0.5) yang boleh mengurangkan proses penjelajahan. Sekiranya proses penjelajahan tidak berlaku, maka berlaku proses

eksploitasi. Dengan ini, algoritma tersebut memilih langkah penyesuaian terburuk berbanding sejagat. Justeru itu, penambahbaikan pada peringkat dalam reka bentuk η diperlukan bagi meningkatkan keseimbangan bagi penjelajahan dan eksplorasi. Penyelesaian sejagat yang lebih baik bergantung pada kaedah penyelesaian tempatan yang lebih baik atau juga dikenali sebagai eksplorasi. Oleh itu, tesis ini mencadangkan kaedah baru untuk menentukan nilai η dengan pemberian kosinus berdasarkan cadangan petua tambahan yang mengandungi empat peringkat yang bertujuan untuk meningkatkan keupayaan eksplorasi CH.

1.3.2 Asas Carian Harmoni (CH) dan Masalah Carian Sejagat

Konsep pembelajaran berasaskan-pertentangan (PBP) adalah pertama yang dicadangkan untuk kecerdasan mesin oleh (Tizhoosh 2005). Sekiranya teka rawak digunakan sebagai permulaan dalam teknik pengoptimuman, hasilnya berkemungkinan akan tersasar jauh dari penyelesaian yang sedia ada. Seterusnya, carian pengoptimuman memerlukan pegambilan masa yang lebih atau lebih buruk lagi apabila masalah menjadi sukar diselesaikan (Tizhoosh 2005). Fitur kunci PBP adalah mengambil kira meramal dan bertindak balas meramal terhadap tentangan (sebagai contoh: teka dan teka tentangan) secara serentak untuk mencapai penghampiran yang lebih baik untuk penyelesaian calon semasa.

Konsep PBP dalam CHPBP telah digunakan oleh Ouyang untuk kepelbagaian populasi dalam algoritmanya bagi meningkatkan carian sejagat (Ouyang et al. 2017). Dengan itu, CHPBP mempunyai dua jenis populasi iaitu populasi rawak dan populasi tentangan rawak. Carian sejagat diambil kira berdasarkan nilai fungsi terbaik hasil perbandingan nilai fungsi oleh populasi rawak dan nilai fungsi oleh populasi tentangan (Ouyang et al. 2017). Namun begitu, populasi yang terhad kepada dua populasi ini adalah masih tidak cukup untuk kepelbagaian populasi seterusnya boleh mengehadkan ruangan carian sejagat. Tanpa keseimbangan bagi carian tempatan dan sejagat yang lebih baik ini boleh mengakibatkan penyelesaian menghampiri optima yang lemah. Oleh itu, dalam tesis ini mencadangkan penambahan dua lagi populasi baru iaitu satu populasi adalah populasi rawak dengan pemberian tangen dan satu populasi lagi adalah populasi tentangan daripada populasi rawak dengan pemberian

tangen. Ini bertujuan meningkatkan prestasi keseimbangan penjelajahan dan eksplorasi.

1.3.3 Asas Carian Harmoni (CH) dan Penemberengan Imej PRM

Penemberengan imej Pengimejan Resonas Magnetik (PRM) otak secara automatik adalah pengasingan wilayah tertentu yang terdapat dalam otak seperti mengelaskan wilayah jirim putih, jirim kelabu dan cecair serebrospina (CSF) dengan menggunakan teknik pemprosesan imej. Kewujudan sistem automatik ini bertujuan membantu para pakar radiologi sebagai pandangan kedua semasa mengdiagnosis pesakit. Pada masa kini, terdapat pelbagai kaedah yang dicadangkan untuk penemberengan imej PRM otak secara automatik antaranya teori graf dan N-potong. Namun, disebabkan terdapat kepelbagaian artifak seperti hingar dan keamatan homogen, proses pengelasan tisu tersebut menjadi terhalang (He et al. 2001). Justeru itu, bagi mengurangkan masalah ini, kaedah gugusan diperkenalkan. Namun begitu, gugusan seperti gugusan c-min kabur (CMK) mempunyai kelemahan dari segi peningkatan kepekaan fungsi keahlian untuk hingar. Jika imej PRM mempunyai hingar atau dipengaruhi oleh artifak, ini boleh mengubah intensiti piksel seterusnya menghasilkan tembereng yang tidak betul.

Strategi hibrid turut dicadangkan dengan menggabungkan pendekatan padanan templat elastik diikuti dengan pendekatan heuristik stokastik untuk mengawal kelakuan templat bentuk yang cacat bagi struktur sasaran. Namun, kaedah hibrid seperti ini mempunyai kelemahan dari segi penumpuan yang perlahan. Justeru, bagi menyelesaikan masalah ini, teknik evolusi telah dipraktikkan untuk menyelesaikan masalah ambang multi-aras. Algoritma Genetik (AG), Pengoptimuman Koloni Semut (PKS) dan PKP, yang merupakan bentuk algoritma heuristik probabilistik yang telah berjaya digunakan dalam ambang multi-aras (Yin 1999; Maitra dan Chatterjee 2008a). Walaupun kaedah AG telah berjaya digunakan untuk menyelesaikan masalah pengoptimuman tak-linear kompleks, penyelidikan terkini telah mengenal pasti beberapa kekurangan yang terdapat dalam prestasi AG (Bäck 1997). Kerosakan dalam kecekapan ini jelas apabila parameter yang dioptimumkan sangat berkorelasi dan penumpuan awal yang dicapai oleh AG telah mengurangkan keupayaan pencariannya. Algoritma PKP telah digunakan untuk ambang multi-aras untuk pemisahan imej

(Maitra dan Chatterjee 2008a). Terkini, teknik ambang berdasarkan multi-skala 3D otsu telah dicadangkan untuk menangani masalah penemberengan imej PRM otak. Walaupun keputusan berjaya mengatasi algoritma pengoptimuman seperti PKP, AG, APBMM dan PBMM, namun MS3D Otsu menghadapi masalah dalam menangani imej PRM otak yang mempunyai hingar dengan sempurna. Dengan itu, tesis ini mencadangkan teknik penemberengan imej PRM otak berdasarkan CHK-Otsu dan CHKT-Otsu untuk menangani masalah hingar di samping memperoleh keputusan kualiti ambang yang lebih baik.

1.4 PERSOALAN KAJIAN (PK)

Motivasi penyelidikan boleh diterjemahkan seperti berikut:

PK 1 : Apakah darjah penambahbaikan yang memuaskan pada penambahbaikan bahagian carian tempatan dan sejagat berdasarkan penambahbaikan pelarasan nada CH dari segi kelajuan penumpuan, kualiti penyelesaian dan kadar kejayaan ?

PK 2 : Adakah algoritma cadangan yang menambahbaik pelarasan nada mampu memberikan keputusan yang lebih baik berbanding CH asas dari segi kualiti penyelesaian dan kestabilan algoritma yang diuji pada masalah sebenar seperti pengambangan imej Pengimejan Resonas Magnet (PRM) otak?

PK 3 : Adakah algoritma cadangan yang menambahbaik pelarasan nada mampu memberikan keputusan yang lebih baik berbanding CH asas dari segi kualiti penyelesaian dan kestabilan algoritma yang diuji pada masalah sebenar seperti pengambangan imej Pengimejan Resonas Magnet (PRM) otak yang mempunyai hingar?

1.5 OBJEKTIF KAJIAN

Objektif keseluruhan penyelidikan ini adalah mencadangkan varian Carian Harmoni (CH) yang dipertingkat pada kebanyakan bahagian CH dengan meningkatkan kelajuan penumpuan, kualiti penyelesaian untuk pengoptimuman statik. Seterusnya, cadangan varian CH ini diaplikasikan pada pengambangan imej multi aras berdasarkan kriteria Otsu. Sub-objektif untuk penyelidikan ini adalah seperti berikut:

- 1) Untuk menambahbaik carian tempatan CH dengan memperkenalkan pelarasan nada sejagat swa-penesuaian berdasarkan penambahbaikan penentuan faktor heuristik, η dengan pemberanaman trigonometri iaitu kosinus yang berupaya meningkatkan prestasi CH dari segi kelajuan penumpuan, kualiti penyelesaian dan kadar kejayaan bergelar CHK.
- 2) Untuk menambahbaik carian sejagat CH dengan memperkenalkan multi pembelajaran berasaskan-pertentangan tempatan dengan pemberanaman trigonometri iaitu tangen yang berupaya meningkatkan prestasi CH dari segi kelajuan penumpuan, kualiti penyelesaian dan kadar kejayaan bergelar CHKT.
- 3) Untuk mencadangkan penambahbaikan algoritma pengambangan tunggal dan multi aras berkriteria Otsu yang bergelar CHK-Otsu dan CHKT-Otsu untuk penemberengan imej PRM otak.

1.6 SKOP KAJIAN

Kajian tertumpu kepada penambahbaikan asas CH berdasarkan dua penambahbaikan iaitu pelarasan nada sejagat swa-penesuaian berdasarkan penambahbaikan penentuan faktor heuristik, η dengan pemberanaman trigonometri iaitu kosinus untuk carian tempatan dan multi pembelajaran berasaskan-pertentangan tempatan dengan pemberanaman trigonometri iaitu tangen untuk carian sejagat.

Bahagian carian tempatan dan sejagat yang telah ditambah baik pada CH diuji menggunakan fungsi tanda aras. Ini bertujuan membandingkan CH sedia ada dengan kaedah cadangan menggunakan fungsi tanda aras tersebut yang merangkumi fungsi

unimod, multimod, sekata, tak-sekata, terpisahkan, tak-terpisahkan dan multi-dimensi.

Di samping itu, kaedah cadangan diuji pada masalah sebenar iaitu ambang tunggal dan multi-aras berkriteria Otsu dengan menggunakan imej PRM otak tanda aras.

1.7 SUMBANGAN KAJIAN

Kajian ini adalah bererti dan penting secara teori dan praktikal seperti berikut:

Walaupun CH berupaya mengenal pasti kawasan prestasi tinggi dalam masa yang munasabah dengan baik, namun CH adalah kurang berkesan dalam melakukan carian tempatan dalam aplikasi pengoptimuman berangka (Lee et al. 2005). Penalaan parameter amat mempengaruhi prestasi CH. Oleh itu, terdapat pelbagai kajian parameter CH terutama penambahbaikan kadar pelarasan nada telah diperkenalkan.

Antara varian CH yang telah mengubah suai pelarasan nada CH adalah seperti Algoritma Carian Harmoni yang Ditambah Baik (CHDB) (Mahdavi et al. 2007), Algoritma Carian Harmoni dengan Operasi Mutasi Pembezaan (CH+OMP) (Chakraborty et al. 2009), Algoritma Carian Harmoni Sesuai Diri (CHPS) (Wang dan Huang 2010), Algoritma Carian Harmoni Terbaik-Sejagat yang Ditambah Baik (CHTSDB) (El-Abd 2013), Algoritma Carian Harmoni Dinamik Sejagat (CHDS) (Khalili et al. 2014), dan Carian Harmoni Pembelajaran Berasaskan Pertentangan Tempatan Swa-Penesuaian Sejagat (CHPBP) (Ouyang et al. 2017).

Namun begitu, kesemua varian CH yang menjalankan pengubahsuaiyan parameter CH terutama kadar pelarasan nada (KPN) ini masih belum mencukupi untuk menghasilkan penyelesaian yang lebih baik dan penumpuan yang lebih cepat. Dengan itu, tesis ini menghasilkan sumbangan terhadap penambahbaikan KPN dengan pemberian fungsi kosinus untuk menghasilkan carian tempatan yang lebih baik dan penambahbaikan populasi CH untuk menghasilkan sejagat yang lebih baik seterusnya menjadi algoritma alternatif untuk algoritma pengoptimuman sejagat. Penambahbaikan yang dicadangkan dalam bahagian carian tempatan dan sejagat dapat

membantu mempertingkatkan kualiti penyelesaian akhir, kelajuan penumpuan dan kadar kejayaan pada CH sedia ada.

CH telah berjaya digunakan sebagai penyelesaian masalah dalam pelbagai bidang. Oleh yang demikian, CH yang telah ditambah baik ini mampu menghasilkan penyelesaian yang lebih baik dan seterusnya menjadikan CH sebagai daya tarikan yang tinggi dalam bidang seperti pengoptimuman kejuruteraan (Lee dan Geem 2005), rangkaian pengagihan air (Geem 2006) dan pengambangan multi-aras (Oliva et al. 2013).

Pengambangan memainkan peranan yang penting dalam pengecaman pola dan penemberengan imej. Pengambangan yang berkriteria Otsu ini telah berjaya digunakan secara meluas dalam proses pengambangan. Oleh itu, Otsu telah diaplikasikan dalam kaedah cadangan dan seterusnya telah meningkatkan keputusan penemberengan imej PRM otak yang lebih baik.

1.8 METODOLOGI KAJIAN

Matlamat utama kajian ini ialah mempertingkatkan CH dalam bentuk kualiti penyelesaian akhir, kelajuan penumpuan dan kadar kejayaan untuk pengoptimuman objektif tunggal. Ini dapat dicapai dengan mencadangkan varian baru CH yang menambahbaik bahagian carian tempatan dan sejagat dengan melaksanakan dua penambahbaikan iaitu penambahbaikan pelarasan nada sejagat swa-penesuaian dengan pemberanan trigonometrik dan pembelajaran berasaskan-pertentangan tempatan dengan pemberanan trigonometrik. Kemudian, varian cadangan CH digunakan untuk mencadangkan skim cepat untuk pengambangan berdasarkan kriteria kadar kesalahan yang dihasilkan oleh Otsu. Metodologi kajian ini dibangunkan dalam empat fasa iaitu kajian teori, takrifan kriteria penilai prestasi, pembangunan, dan analisis dan perbandingan CH dan algoritma-algoritma metaheuristik yang lain.

Fasa kajian teori melibatkan kajian tentang algoritma pengotimuman, kecerdasan kawan dan carian harmoni. Selain itu, fasa ini turut mengkaji pembelajaran-berasaskan pertentangan tempatan (PBP), metaheuristik dalam persekitaran statik dan teknik ambangan.

Fasa seterusnya adalah takrifan kriteria penilai prestasi. Fasa ini meliputi penakrifan kriteria untuk menilai prestasi asas CH, CHPBP dan CHK. Selain itu, fasa ini mempunyai penakrifan CHK dan CHKT untuk menilai prestasi dalam persekitaran statik. Fasa ini juga menakrif kriteria untuk menilai teknik ambang berdasarkan CHK dan CHKT berasaskan algoritma ambangan.

Fasa berikutnya adalah fasa pembangunan. Fasa ini merangkumi pembangunan asas CH, CHK dan CHKT untuk persekitaran statik. Selain itu, fasa ini juga membangunkan multi aras ambang Otsu berasaskan CH, CHPBP, CHK dan CHKT.

Fasa terakhir adalah analisis dan perbandingan. Fasa ini membandingkan CHK dan CHKT dengan asas CH dan varian CH dalam persekitaran statik. Seterusnya, fasa ini juga membandingkan teknik ambang berdasarkan asas CH dan varian CH iaitu CHPBP, CJK, CHKT serta kajian lalu iaitu PBMM, APBMM, AG, PKP, MS3D otsu dan AL-LT yang berasaskan kriteria Otsu. Fasa utama metodologi kajian ditunjukkan seperti Rajah 1.7.

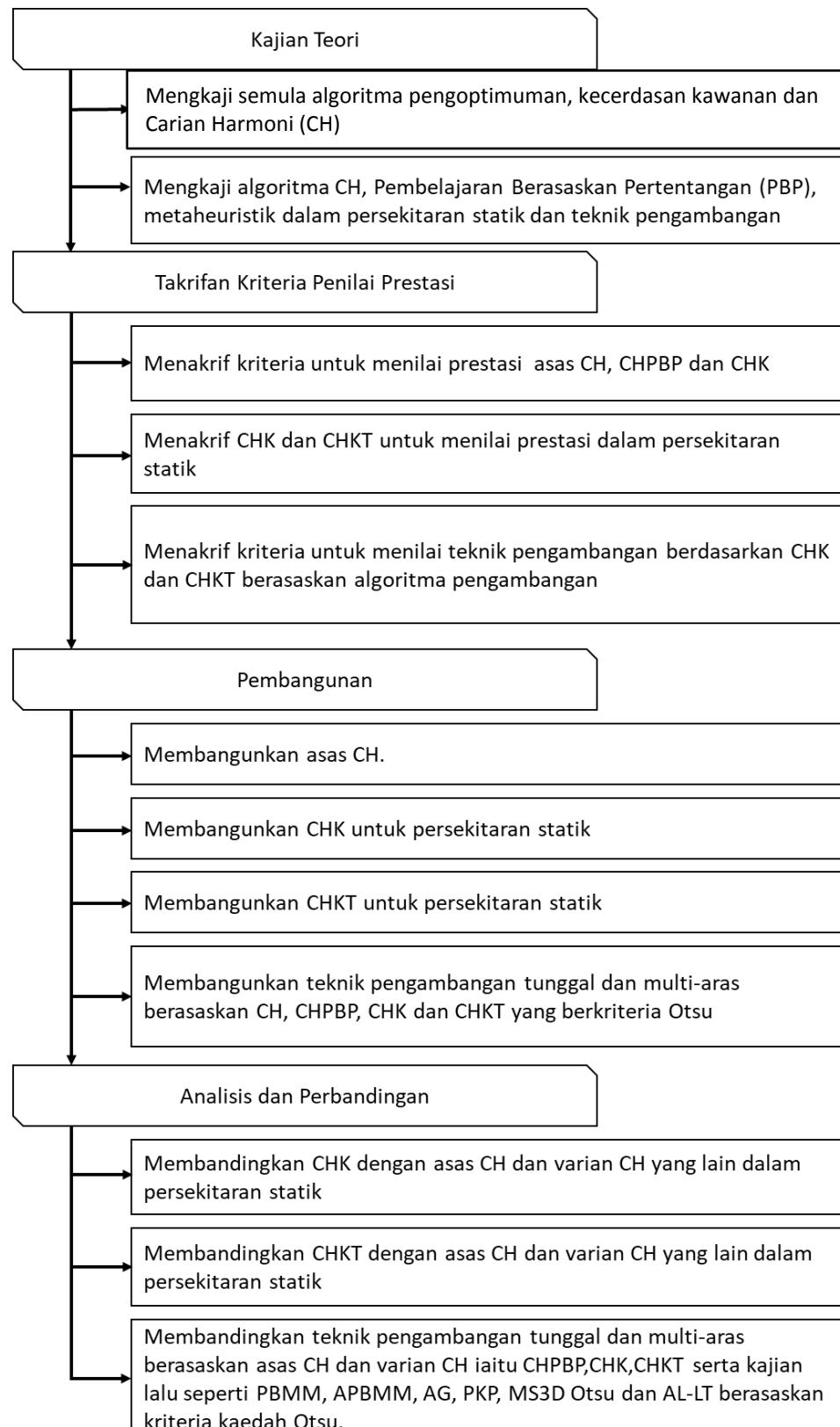
1.9 ORGANISASI TESIS

Tesis ini disusun seperti berikut. Bab I menerangkan permasalahan kajian, objektif kajian dan skop kajian. Bab II pula membincangkan tentang algoritma pengoptimuman secara amnya, dan tertumpu pada kecerdasan kawan dalam tabii dan algoritma carain harmoni. Kajian kesusasteraan algoritma-algoritma penambahbaikan carian harmoni turut dibincangkan dalam bab ini.

Selain itu, Bab III membincangkan metodologi bagi kajian ini yang merangkumi beberapa fasa iaitu kajian teori, takrifan kriteria penilai prestasi, pembangunan dan analisis perbandingan. Set data dalam kajian ini juga diterangkan. Dalam Bab IV pula mencadangkan pembelajaran berasaskan pertentangan tempatan, pelarasan nada sejagat swa-penyesuaian dan skema pemilihan-bersaing pada bahagian carian tempatan CH. Pada Bab seterusnya, iaitu Bab V mencadangkan penambahbaikan pada bahagian carian sejagat CH. Di akhir bab ini, varian CH baru dicadangkan dengan penambahbaikan pada bahagian carian tempatan dan sejagat. Bab

VI mempersembahkan aplikasi kaedah cadangan varian CH baru sebagai teknik pengambangan pada imej PRM otak.

Bab IV mempersembahkan keputusan analisis varian CH baru pertama dan CH sedia ada yang diuji berdasarkan fungsi tanda aras. Bab V pula menilai dan menganalisis cadangan varian CH baru kedua yang diuji berdasarkan fungsi tanda aras. Seterusnya, Bab VI menganalisis varian CH baru pertama dan kedua diaplikasikan sebagai teknik pengambangan terhadap penemberengan imej PRM otak. Bab VI ini menyediakan keputusan am dan sumbangan besar dalam tesis ini. Selain itu, cadangan masa depan turut dipersembahkan.



Rajah 1.7 Fasa utama metodologi kajian

BAB II

KAJIAN KESUSASTERAAN

2.1 PENGENALAN

Bab II membincangkan tentang kajian kesusasteraan algoritma pengoptimuman terutama algoritma metaheuristik. Antara algoritma metaheuristik yang sedia ada, bab ini tertumpu kepada Carian Harmoni (CH) yang berkonsepkan muzik untuk pencarian harmoni yang sempurna. Selain itu, bab ini juga membincangkan tentang aplikasi algoritma metaheuristik termasuk CH.

2.2 ALGORITMA METAHEURISTIK

Algoritma metaheuristik merupakan kaedah penyelesaian untuk masalah pengoptimuman yang mencuba untuk menambah baik kualiti penyelesaian melalui sifat rawak secara lelaran. Perkataan ‘metaheuristik’ yang pertama sekali diguna pakai oleh (Glover 1986) adalah berasal dari perkataan ‘heuristik’ yang digunakan oleh Alan Turing yang membawa maksud mencari penyelesaian menggunakan ‘tekaan terdidik’ (*educated guess*) atau boleh juga difahami sebagai kaedah cubaan dan ralat. Metaheuristik ini yang dicadangkan pada 1950-an ini telah berjaya ditambahbaik dan diaplikasikan sehingga kini. Antara trend penyelidikan yang dilakukan ialah membangunkan algoritma baru atau mengubahsuai algoritma sedia ada. Algoritma metaheuristik yang telah berjaya diaplikasikan termasuk aplikasi pada bidang ekonomi, kimia, sains fizik dan sains komputer.

2.2.1 Pengoptimuman Sejagat

Pengoptimuman menjelaskan tentang cawangan analisis nombor dan aplikasi matematik yang tertumpu pada pengoptimuman (Weise 2009). Pengoptimuman boleh

didefinisikan sebagai proses untuk mendapatkan konfigurasi terbaik antara konfigurasi-konfigurasi yang lain dalam bentuk satu kualiti atau kriteria prestasi (Blum dan Roli 2003). Perkataan ‘terbaik’ boleh memberi kepelbagai maksud bergantung kepada masalah yang dihadapi. Sekiranya masalah tersebut memerlukan penyelesaian nilai paling maksimum, maka ‘terbaik’ itu adalah ‘maksimum’. Begitu juga sebaliknya, sekiranya masalah tersebut memerlukan penyelesaian paling minimum, maka ‘terbaik’ itu adalah ‘minimum’. Secara teknikal, perkataan ‘optimum’ digunakan berbanding ‘terbaik’ kerana lebih berpatutan untuk kegunaan harian (Antoniou dan Lu 2007). Oleh yang demikian, pengoptimuman membawa maksud mencapai satu nilai yang optimum.

Metaheuristik ini juga boleh didefinisikan sebagai algoritma aras tinggi gabungan satu atau lebih kaedah heuristik dan bimbingan dalam cara kecerdasan untuk menyelesaikan pelbagai kelas umum masalah pengoptimuman (Weise 2009). Matlamat utama untuk menyelesaikan masalah yang berlaku dalam algoritma pengoptimuman ini ialah menangani kekurangan dalam carian tempatan heuristik terutamanya masalah penyelesaian yang terperangkap dalam optima tempatan dengan menjelajah ruangan carian secara sejagat (Stützle 1999).

Antara dua bahagian penting dalam algoritma metaheuristik adalah carian tempatan dan carian sejagat. Carian tempatan dan carian sejagat memainkan peranan penting untuk penghasilan penjelajahan dan eksloitasi yang terbaik. Penjelajahan dan eksloitasi adalah dua komponen penting dalam algoritma metaheuristik (Blum dan Roli 2003; Talbi 2009). Penjelajahan berlaku apabila ruangan carian dijelajahi secara sejagat untuk menanggung kepelbagai penyelesaian dan mengelak pencarian tersebut daripada terperangkap pada optima tempatan (Yang 2011). Manakala eksloitasi pula berlaku apabila wilayah pengeluaran dalam ruangan carian dieksloitasi untuk pecutan penumpuan algoritma metaheuristik (Blum dan Roli 2003). Dengan itu, carian tempatan dan sejagat CH perlu dipertingkatkan bagi menambah baik kemampuan penjelajahan dan eksloitasi CH tersebut. Seterusnya, CH yang ditambah baik dikaji dan dipertingkatkan prestasinya dari sudut kelajuan penumpuan dan kualiti penyelesaian.

2.2.2 Kategori Pengoptimuman

Masalah pengoptimuman boleh dikategorikan atau dikelaskan dalam pelbagai kaedah. Antara pengelasan masalah pengoptimuman yang paling ketara adalah bilangan pembolehubah keputusan diambil. Pembolehubah keputusan ini dikenali sebagai fungsi objektif atau dikenali juga sebagai kriteria yang bertujuan mengukur kualiti penyelesaian. Secara asasnya, pembolehubah keputusan ini diambil bergantung kepada masalah yang memerlukan satu atau lebih daripada satu penyelesaian optimum. Sekiranya masalah tersebut memerlukan satu penyelesaian yang optimum, maka hanya satu fungsi objektif yang diperlukan dalam proses pengoptimuman. Oleh itu, masalah ini dikenali sebagai masalah pengoptimuman objektif-tunggal. Bagi masalah yang memerlukan lebih daripada satu penyelesaian, maka bilangan fungsi objektif yang lebih daripada satu diperlukan dalam proses pengoptimuman. Masalah seperti ini dikenali sebagai masalah pengoptimuman multi-objektif (Weise 2009).

Pengoptimuman boleh dibahagikan kepada dua kategori utama iaitu algoritma berketentuan dan algoritma stokastik. Algoritma berketentuan adalah menggunakan kecerunan seperti mendaki bukit (*hill-climbing*). Pendakian bukit ini mempunyai gerakan rapi dan akan menjana set penyelesaian sama sekiranya permulaan lelaran dan permulaan titik adalah sama. Manakala algoritma stokastik adalah carian untuk penyelesaian optima yang melibatkan kerawakan (Fouskakis dan Draper 2002). Secara umumnya, algoritma stokastik mempunyai dua jenis iaitu heuristik dan metaheuristik.

Heuristik adalah peraturan yang dipelajari daripada pengalaman namun tidak sentiasa dijustifikasikan oleh teori (Ombach 2015). Manakala metaheuristik adalah kaedah pengkomputeran yang mengoptimumkan masalah dengan cubaan secara lelaran untuk menambahbaik penyelesaian calon (Ombach 2015). Terkini, algoritma metaheuristik yang diinspirasikan alam tabii melaksanakan dengan cekap dan menyelesaikan masalah pengoptimuman sejagat numerik bukan linear moden. Untuk beberapa tahap, semua algoritma metaheuristik berusaha untuk menyeimbangkan antara rawak (carian sejagat) dan carian tempatan (Gandomi et al. 2013b).

Pengoptimuman diinspirasikan tabii ditunjukkan seperti Rajah 2.1. Pengoptimuman ini terbahagi kepada dua kategori iaitu pengoptimuman diinspirasikan-biologi (pengoptimuman diinspirasikan-bio atau OIB) dan pengoptimuman diinspirasikan-tak-biologi (pengoptimuman diinspirasikan-tak-bio atau OITB).

a. Pengoptimuman Diinspirasikan-Bio (OIB)

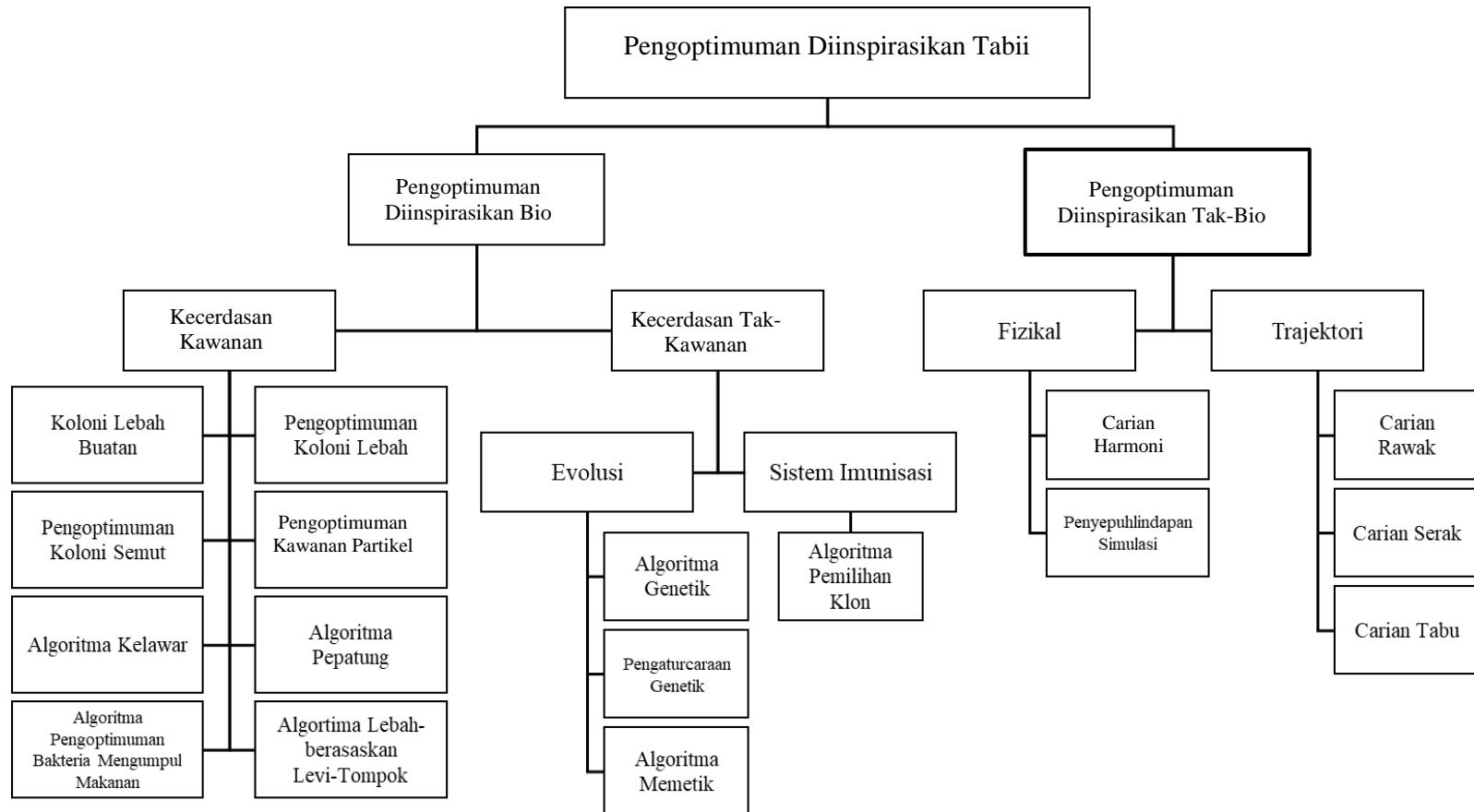
PengOptimuman diInspirasikan-Bio (OIB) terbahagi kepada kecerdasan kawanan (CK) dan kecerdasan tak-kawanan (CTK). CTK terbahagi pula kepada evolusi dan sistem imunisasi. Bahagian seterusnya menerangkan lebih lanjut berkenaan CK dan CTK.

i. Kecerdasan Kawanan (CK)

CK telah diperkenalkan oleh G. Beni dan Wang dalam kerangka pengoptimuman sejagat sebagai set algoritma untuk kawalan kawanan robotik (Beni dan Wang 1993). Kawanan merujuk kepada koloni serangga sosial dan pergerakan haiwan atau hidup bersama seperti koloni lebah, koloni semut dan kawanan ikan (Yu dan Gen 2010). CK adalah teknik daripada kecerdasan buatan yang diinspirasikan oleh dunia serangga sebenar. Kajian biologi menunjukkan kawanan seperti haiwan mempunyai kebolehan tarikan (Bonabeau et al. 1999; Garnier et al. 2007). CK ini boleh didefinisikan juga sebagai usaha merekabentuk algoritma atau bertindak sebagai peranti menyelesaikan masalah berdasarkan kelakuan kolektif koloni serangga dan haiwan lain (Tarasewich dan McMullen 2002).

Di samping itu juga, kawanan boleh mencapai satu matlamat tertentu yang tidak boleh dicapai sekiranya bergerak secara individu. Kawanan haiwan bertujuan menjalankan aktiviti mencari makanan yang lebih baik, perpindahan habitat atau menyelamatkan diri dari serangan pemangsa. Aktiviti kawanan ini dilaksanakan secara pengorganisasian-sendiri yang tidak dibimbing oleh mana-mana sumber sama ada dalam atau luar (Seeley 2002; Garnier et al. 2007). Malahan, mekanisma kawalan ternyahpusat diperlukan untuk sosial kemaskini aktivitinya berdasarkan informasi tempatan dan sesuatu yang terhad (Garnier et al. 2007). Kecerdasan kawanan adalah

seperti Koloni Lebah Buatan (KLB) (Karaboga 2005), Pengoptimuman Koloni Semut (PKS) (Colorni et al. 1991; Dorigo et al. 1991), Algoritma Kelawar (AK) (Teodorovic dan Dell'Orco 2005), Pengoptimuman Koloni Lebah (PKL) (Teodorovic dan Dell'Orco 2005), Pengoptimuman Kawanan Partikel (PKP) (Kennedy 1995a; Poli et al. 2007), Algoritma Pepatung (AP) (Dorigo et al. 1991; Yang 2009a), dan Algoritma Pengoptimuman Bakteria Mengumpul Makanan (APBMM) (Brownlee 2011; Parpinelli dan Lopes 2011). Berikut adalah penerangan lanjut tentang pengoptimuman yang berasaskan kecerdasan kawanan.



Rajah 2.1 Taksonomi untuk pendekatan diinspirasikan alam tabii (sumber: (Diao 2014))

1. Pengoptimuman Kawanan Partikel (PKP)

PKP adalah algoritma metaheuristik berasaskan-populasi terinspirasi daripada kelakuan pengelompokan dan kawanan bagi kelompok burung dan kawanan ikan (Kennedy 1995a; Poli et al. 2007). Melalui PKP, setiap individu dalam populasi dikenali sebagai partikel. Setiap partikel mewakili penyelesaian calon untuk masalah pengoptimuman yang mengandungi kedudukan dan halaju. Kedudukan partikel ditentukan oleh penyelesaian yang dipersembahkan oleh partikel.

PKP mempunyai dua jenis pengalaman. Pengalaman pertama ialah keputusan yang diperoleh dalam memori tempatan iaitu daripada sejarah lampau atau dikenali sebagai kedudukan-terbaik-terkini. Manakala pengalaman kedua pula ialah pengalaman kolektif yang diperoleh daripada memori sejagat iaitu daripada sejarah lampau bagi keseluruhan kawanan atau dikenali sebagai kedudukan-terbaik-sejagat. (Krause et al. 2013). Dengan itu, PKP mempunyai dua komponen penting dalam mendidik pergerakan partikel dalam populasi iaitu carian tempatan dan carian sejagat.

2. Algoritma Pengoptimuman Bakteria Mengumpul Makanan (APBMM)

Dalam algoritma APBMM, setiap bakterium dalam populasi merupakan penyelesaian untuk masalah yang sedang diselesaikan. Algoritma APBMM terdiri daripada tiga peringkat (Brownlee 2011; Parpinelli dan Lopes 2011) peringkat kemotaksis, pembiakan, dan penghapusan-penyingkiran.

Dalam peringkat kemotaksis, pergerakan bakteria adalah ke arah yang sama seperti langkah terdahulu, manakala bakteria yang bergerak secara arah rawak adalah dikenali sebagai pergerakan kuak. Bakteria ini berkawanan ke arah sumber makanan atau menangkis satu sama lain berdasarkan daya tarikan sel-ke-sel (Brownlee 2011). Nilai kecergasan setiap bakteria mewakili kesihatan bakteria. Nilai ini boleh berkurang disebabkan oleh interaksi dengan bakteria lain (Brownlee 2011). Dengan itu, semua bakteria disusun mengikut nilai kecergasannya. Melalui fasa pembiakan, separuh pertama populasi yang telah dipilih akan bertahan dan menjalankan proses penghasilan semula bakteria.

Dalam peringkat penghapusan-penyyingkiran, sebahagian bakteria dipilih mengikut nilai kebarangkalian yang telah ditetapkan. Bakteria ini akan dimatikan dan jumlah bakteria yang baru akan disebarluaskan ke lokasi baru untuk meneroka kawasan baru. Oleh itu, bilangan individu yang sama dalam populasi terus dikenalkan.

Justeru itu, kemotaksis dan pembiakan adalah merupakan keupayaan eksplorasi yang terdapat dalam algoritma APBMM. Manakala, proses penghapusan-penyinykiran adalah merupakan keupayaan penjelajahan algoritma APBMM (Passino 2002; Parpinelli dan Lopes 2011). Maklumat lanjut boleh didapati di (Passino 2002; Brownlee 2011).

3. Algoritma Lebah-berasaskan Levi-Tompok (AL-LT)

AL-LT adalah penambahbaikan Algoritma Lebah (AL) yang dicadangkan oleh (Hussein et al. 2014). AL-LT menggabungkan algoritma berasaskan Algoritma Pengawalan berasaskan Levi-Tompok (APLT) (Hussein et al. 2014) dengan diperingkat peringkat awalan asas AL. Walaupun penambahbaikan di peringkat awalan adalah penting, namun ini hanya tertumpu pada peringkat awal. Penambahbaikan seperti ini masih tidak mencukupi untuk masalah yang lebih mencabar dengan ciri yang berbeza. Oleh itu, peningkatan kebolehupayaan carian tempatan dan sejagat perlu dijalankan bagi meningkatkan kualiti penyelesaian akhir dan kelajuan penumpuan APLT dengan mengelak daripada terperangkap dalam optima tempatan. Oleh itu, AL-LT telah diperkenalkan oleh Hussein untuk algoritma carian tempatan baru yang dikenali sebagai Algoritma Carian Tempatan berasaskan Levi Tamak (ACTLT). ACTLT adalah berasaskan penerbangan gelung Levi (Reynolds et al. 2007). Di samping itu, carian sejagat perlu dilakukan dengan model Levi-Tompok seperti di APLT.

Kesannya, AL-LT juga boleh dilihat sebagai varian yang diperingkat berbanding AL dengan gabungan APLT yang dijalankan di peringkat awal, ACTLT di peringkat carian tempatan dan aplikasi Levi-Tompok di carian sejagat. AL-LT ini telah berjaya menyelesaikan masalah pengoptimuman dinamik (Hussein et al. 2017).

ii. Kecerdasan Tak-Kawanan (CTK)

CTK adalah berbeza dengan CK. Ini kerana proses carian tidak melibatkan koloni serangga sepetimana CK. CTK ini terbahagi kepada algoritma evolusi dan sistem imunisasi. Contoh algoritma evolusi adalah Algoritma Genetik (AG), Pengaturcaraan (PG) dan Algoritma Memetik (AM). Manakala contoh sistem imunisasi adalah Algoritma Pemilihan Klon (APK).

AG berada dalam kategori ini kerana carian parameter dibawa oleh gen yang pelbagai atau ejen yang selari. AG mempunyai komponen seperti penyilangan dan penggabungan semula, mutasi, dan pemilihan untuk strategi penyesuaian dan sistem kecerdasan, pengoptimuman dan penyelesaian masalah yang lain (Holland 1975).

AG menghasilkan populasi penyelesaian calon yang dikenali sebagai individu. Setiap penyelesaian calon mempunyai cirian kromosom tersendiri. Penentuan individu terbaik dipilih berdasarkan fungsi objektif yang dihasilkan. AG bekerja hanya pada persekitaran yang stabil dengan pembolehubah diskrit iaitu ‘1’ dan ‘0’.

Selain algoritma evolusi dan sistem imunisasi yang terletak di bawah kategori CTK ini, lalat buah juga merupakan anatara contoh CTK iaitu proses carian makanan adalah secara bebas.

b. Algoritma Pengoptimuman Diinspirasikan-Tak-Bio (OITB)

PengOptimuman diInspirasikan-Tak-Bio (OITB) merupakan algoritma yang tidak diinspirasikan daripada kelakuan haiwan atau serangga. Algoritma OITB boleh dikategorikan kepada pengoptimuman berdasarkan-trajektori dan pengoptimuman berdasarkan populasi.

i. Berasaskan-trajektori

Algoritma berasaskan trajektori berfungsi dalam penyelesaian tunggal. Algoritma pengoptimuman berasaskan-trajektori adalah seperti Penyepuhlindapan Simulasi (PS) (Kirkpatrick 1984) dan Carian Tabu (CT) (Glover dan McMillan 1986) (Glover dan McMillan 1986). PS dikatakan algoritma yang berasaskan trajektori kerana laluan titik (atau ejen) carian aktif membentuk pergerakan-Brownian seperti trajektori dengan pergerakannya menghala beberapa penarik.

Selain PS, CT juga merupakan satu algoritma berasaskan trajektori. Prinsip asas CT adalah untuk mengejar carian tempatan apabila ditemui optimum tempatan dengan membenarkan pergerakan yang tidak bertambah baik. Membuat kitaran sebelum ini dengan melawat penyelesaian dihalang oleh penggunaan memori, dikenali sebagai senarai tabu. Senarai tabu berfungsi sebagai merekod sejarah pencarian terkini. Carian seperti ini boleh dikaitkan dengan buatan konsep perisikan. Glover bukan hanya melihat CT sebagai heuristik, namun melihatnya sebagai sebuah metaheuristik. Dengan kata lain CT mempunyai strategi umum untuk membimbing dan mengawal heuristik dalaman yang dikhususkan supaya sesuai dengan masalah yang diuji.

ii. Berasaskan-populasi

Carian Harmoni (CH) terletak di bawah kategori OITB yang berasaskan populasi. Ini kerana CH telah diperkenalkan oleh Geem dengan berinspirasikan ahli muzik yang mencari harmoni yang sempurna (Geem et al. 2001). CH dikatakan sebagai pengoptimuman populasi apabila kumpulan harmoni yang pelbagai boleh digunakan secara selari. Keselarian yang sempurna mampu membawa kepada pembangunan algoritma yang lebih baik dengan keberkesanan yang tinggi (Yang 2009b). Proses carian CH dari segi carian tempatan dan sejagat adalah berbeza berbanding dengan algoritma berasaskan populasi klasik seperti Pengoptimuman Kawanan Partikel (PKP) dan Evolusi Pembezaan (EP).

2.2.3 Algoritma Metaheuristik Bagi Persekutaran Pengoptimuman Statik

Walaupun algoritma carian harmoni turut berjaya dalam menangani masalah pengoptimuman dinamik binari seperti masalah perletakan kenderaan yang dinamik dan masalah penjadualan tubuhan kerja (*job-shop scheduling*) dinamik (Turky et al., 2014), namun pengoptimuman dalam persekitaran statik masih giat dibangunkan untuk menyelesaikan masalah seperti penemberengan imej (El Aziz et al. 2017; Maurya et al. 2018; Mittal dan Saraswat 2018; Resma dan Nair 2018). Tambahan lagi algoritma carian harmoni telah berjaya digunakan untuk menyelesaikan beberapa masalah pengoptimuman statik (Hadwan et al. 2013; Sabar dan Kendall 2014; Turky dan Abdullah 2014; Turky et al. 2014).

2.3 ASAS DAN VARIAN CARIAN HARMONI (CH) SERTA APLIKASINYA

CH asas mempunyai kelebihan dari segi keupayaan prestasinya yang tinggi untuk pencarian penyelesaian sejagat. Namun begitu, CH mempunyai kelemahan seperti nilai jalur lebar (JL) yang terpratentu. Ini mempengaruhi keputusan penyelesaian yang optima. Oleh itu penambahbaikan terhadap CH asas semakin popular untuk menemui penyelesaian yang baik atau hampir optima. Berikut adalah CH asas yang dibangunkan seperti yang diterangkan dalam Bahagian 2.3.1, varian CH diterangkan dalam Bahagian 2.3.2 dan aplikasi CH yang diterangkan seperti dalam Bahagian 2.3.3.

2.3.1 Carian Harmoni (CH) Asas

Sebelum melaksanakan algoritma CH, parameter awalan untuk saiz memori harmoni (SMH), kadar pertimbangan memori harmoni (KPMH), kadar pelarasan nada (KPN) dan jalur lebar (JL) ditentukan. Seterusnya, membentuk memori keharmonian. Dalam algoritma CH, memori harmoni baru boleh dihasilkan dengan menggunakan mana-mana gabungan ketiga peraturan ini: pertimbangan memori harmoni, penyesuaian nada dan pemilihan rawak. Penggunaan memori harmoni adalah penting. Memori harmoni serupa dengan pemilihan kecerdasan individu terbaik yang terdapat dalam AG (Yang 2009b).

Pada mulanya, jika nilai rawak pertama, $rand_1$ lebih kecil daripada nilai KPMH, laksanakan pertimbangan memori harmoni seperti Persamaan (2.1) dengan $j \in \{1, 2, 3, \dots, D\}$, D adalah bilangan maksimum dimensi dan r adalah nombor indeks rawak memori harmoni.

$$x_j^{baru} = x_{r,j}, r \in (1, 2, 3, \dots, SMH); \quad \dots(2.1)$$

Setelah syarat untuk pertimbangan memori harmoni selesai, jika nilai nombor rawak kedua, $rand_2$ lebih kecil daripada nilai KPN dan $rand_3$ lebih kecil daripada 0.5, laraskan pembolehubah keputusan x_j^{baru} seperti Persamaan (2.2). Jika sebaliknya ($rand_2$ lebih besar daripada nilai KPN dan $rand_3$ lebih besar daripada 0.5), jalankan Persamaan (2.3).

$$x_j^{baru} = x_j^{baru} + \varphi_1 \times JL; \quad \dots(2.2)$$

$$x_j^{baru} = x_j^{baru} - \varphi_2 \times JL; \quad \dots(2.3)$$

dengan φ_1 dan φ_2 adalah nilai rawak yang tertabur secara seragam dalam julat [-1, 1] dan JL adalah nilai malar.

Jika $rand_1$ lebih besar daripada nilai KPMH, maka x_j^{baru} seperti Persamaan (2.4).

$$x_j^{baru} = x_j^{bawah} + \varphi_3 \times (x_j^{atas} - x_j^{bawah}); \quad \dots(2.4)$$

dengan $rand_3$ adalah nilai rawak yang tertabur secara seragam dalam julat [0,1].

Algoritma 2.1: Carian Harmoni (CH)

```

Input : Saiz memori harmoni (SMH) , kadar pertimbangan
memori harmoni (KPMH) , kadar pelarasan nada (KPN)
dan jalur lebar (JL).
Output : Memori harmoni terburuk ( $x^{terburuk}$ ) dan fungsi objektif
memori harmoni terburuk ( $f(x^{terburuk})$ ).
Langkah 1: Beri nilai awal bagi masalah pengoptimuman dan
parameter
algoritma iaitu SMH, KPMH, KPN, JL, K, k = 1.
Langkah 2: Beri memori harmoni (MH) awalan secara rawak.
Langkah 3: Improvisasikan memori harmoni baru dari MH.
Sementara k <= K
Untuk j = 1 hingga D buat
    Jika  $rand_1 \leq KPMH$ 
        Jalankan seperti Persamaan (2.1) %pertimbangan memori
        Jika  $rand_2 \leq KPN$ 
            Kemudian %pelarasan nada
            Jika  $rand_3 \leq 0.5$ 
                Jalankan seperti Persamaan (2.2)
            Selain itu
                Jalankan seperti Persamaan (2.3)
            Tamat Jika
        Tamat Jika
    Lain
        Jalankan seperti Persamaan (2.4)
    Tamat Jika
    Tamat Untuk
Langkah 4: Kemaskini memori harmoni
    Jika  $f(x^{baru}) \leq f(x^{terburuk})$ 
         $x^{terburuk} = x^{baru};$ 
    Tamat Jika
Langkah 5: Semak kriteria tamat, k = k + 1;
    Tamat Sementara

```

Setelah kitaran dimensi maksimum, *D* telah lengkap, satu memori harmoni baru terhasil. Kemudian, memori harmoni terburuk dipilih dengan membandingkan fungsi objektif memori harmoni baru dan fungsi objektif memori harmoni terburuk. Sekiranya, fungsi objektif memori harmoni baru lebih kecil daripada fungsi objektif memori harmoni terburuk, maka memori harmoni terburuk diumpukan dengan memori harmoni baru.

Akhir sekali, semak kriteria tamat. Jika nombor lelaran maksimum (*K*) adalah memuaskan, pengiraan akan ditamatkan. Jika sebaliknya, ulangi proses seperti di atas. Kod pseudo CH ditunjukkan di Algoritma 2.1.

2.3.2 Varian CH

Terdapat pelbagai varian CH antaranya ialah CHDB, CHTS, CHPS, CHTSPS, CHSN, CH+OMP, CHTC, KPCH dan CHTSDB. Berikut adalah keterangan lanjut berkenaan setiap satu varian CH.

a. Algoritma Carian Harmoni yang Ditambah Baik (CHDB)

Mahdavi et al. yang pertama mempertimbangkan pelarasan parameter CH, iaitu KPN dan JL yang dikenali sebagai algoritma CHDB (Mahdavi et al. 2007). Perbezaan utama antara CHDB dan CH terletak pada cara menyesuaikan KPN dan JL. Nilai KPN meningkat secara linear dan nilai JL secara eksponen berkurang dengan bilangan lelaran. dan Persamaan (2.5) dan Persamaan (2.6) menunjukkan ungkapan kaedah cadangan Mahdavi.

$$KPN_k = KPN_{min} + \frac{(KPN_{maks} - KPN_{min})}{K} \times k, \quad \dots(2.5)$$

$$JL_k = JL_{maks} \exp(c \cdot k), c = \frac{\ln(\frac{JL_{min}}{JL_{maks}})}{K}, \quad \dots(2.6)$$

dengan KPN_{min} dan KPN_{maks} adalah kadar pelarasan minimum dan kadar larasan maksimum, masing-masing; JL_{min} dan JL_{maks} adalah jalur lebar minimum dan jalur lebar maksimum. K adalah bilangan lelaran maksimum dan k ialah lelaran semasa.

b. Carian Harmoni Terbaik-Sejagat (CHTS)

Varian baru CH, dipanggil CHTS, dicadangkan dalam (Omran dan Mahdavi 2008), yang mengembangkan konsep kecerdasan kawan untuk meningkatkan prestasi CH. Perbezaan utama antara CHTS dan CH adalah langkah pelarasan nada. Langkah ini diubahsuai seperti Persamaan (2.7).

$$x_j^{baru} = x_j^{terbaik} = \{j \in 1, 2, 3, \dots, D \mid rand \leq KPN_k\}, \quad \dots(2.7)$$

d. Algoritma Carian Harmoni Penyesuaian Sesuai Diri (CHPS)

Wang et al. mencadangkan algoritma CHPS dalam (Wang dan Huang 2010). Algoritma ini menggunakan jujukan yang kurang jelas untuk memulakan memori harmoni dan mengubahsuai operasi pelarasan nada berdasarkan nilai maksima dan minima memori harmoni. Operasi pelarasan nada baru adalah seperti Persamaan (2.8) dan (2.9).

$$x_j^{baru} = x_j^{rawak} + rand \times (\text{maks}(MH(:,j)) - x_j^{rawak}), \quad \dots(2.8)$$

$$x_j^{baru} = x_j^{rawak} - rand \times (x_j^{rawak} - \text{min}(MH(:,j))), \quad \dots(2.9)$$

dengan $\text{maks}(MH(:,j))$ dan $\text{min}(MH(:,j))$ masing-masing menandakan nilai terendah dan nilai tertinggi pembolehubah yang ke- j dalam MH. $rand$ adalah nombor rawak dalam $[0, 1]$. Selain itu, KPN yang merupakan parameter dinamik diberikan seperti Persamaan (2.10).

$$KPN_k = KPN_{maks} - (KPN_{maks} - KPN_{min}) \times k/K. \quad \dots(2.10)$$

e. Carian Harmoni Sejagat Novel (CHSN)

Diilhamkan oleh kecerdasan kawanan bagi kawanan zarah, algoritma CHSN dicadangkan oleh Zou et al pada tahun 2010 (Zou et al. 2010). Algoritma CHSN bermula dengan pengawalan parameter algoritma (kebarangkalian mutasi genetik, nombor generasi maksimal K dan dimensi masalah D) dan memori harmoni (MH). Kemudian harmoni calon baru (satu harmoni mewakili satu penyelesaian) dihasilkan dengan menggunakan pengemaskinian posisi dan mutasi genetik dengan kebarangkalian rendah. Akhirnya, harmoni calon baru menggantikan harmoni yang terburuk di dalam MH semasa tanpa mengira harmoni calon baru adalah lebih baik daripada harmoni yang terburuk atau tidak. Jika kriteria pemberhentian yang ditetapkan tidak dipenuhi, proses atas diulang (Zou et al. 2010). Untuk meningkatkan prestasi algoritma CHSN, algoritma CHSN yang lebih baik dipersembahkan dan digunakan untuk masalah pengoptimuman kebolehpercayaan pada 2015 (Rahnamayan et al. 2008).

f. Algoritma Carian Harmoni dengan Operasi Mutasi Pembezaan (CH+OMP)

Algoritma CH yang ditambah baik dengan pengendali mutasi perbezaan (CH + DMO) diperkenalkan di (Chakraborty et al. 2009). CH + DMO menggunakan operasi yang serupa dengan mutasi perbezaan untuk menggantikan langkah pelarasan nada. Operasi yang diterangkan seperti Persamaan (2.11).

$$x_j^{baru} = x_j^{baru} + F \times (x_j^{r_1} - x_j^{r_2}), \quad \dots(2.11)$$

dengan $r_1, r_2 \in (1, 2, 3, \dots, SMH)$, $r_1 \neq r_2$, F adalah faktor skala.

g. Algoritma Kuasa Penjelajahan Carian Harmoni (KPCH)

Das et al. menganalisis evolusi varians populasi CH dan membincangkan hubungan antara kekuatan penjelajahan CH dan parameter kawalan, dan kemudian CH yang diubah suai yang dinamakan KPCH dicadangkan dalam (Das et al. 2011). Dalam KPCH, parameter JL secara dinamik dikemaskini mengikut sisihan piawai harmoni semasa, yang bertujuan meningkatkan kekuatan penjelajahan algoritma carian harmoni. Perumusan JL ditunjukkan seperti berikut Persamaan (2.12) dan Persamaan (2.13).

$$JL = \tau \sqrt{Var(x)}, \quad \dots(2.12)$$

$$Var(x) = \frac{1}{SMH} \sum_{l=1}^{SMH} (x^l - \mu)^2, \quad \dots(2.13)$$

dengan $Var(x)$ adalah varian populasi x , μ ialah min populasi dan τ adalah nilai pemalar iaitu $\tau = 1.17$ (yang ditentukan oleh (Gao et al. 2014)).

Berdasarkan kajian oleh Das et al., Ouyang et al. telah menganalisis dan membincangkan teori matematik mekanisma pencarian CH dengan pandangan mengimbangi penjelajahan dan eksplorasi dan mencadangkan algoritma CH yang diubah suai (Gao et al. 2014).

h. Algoritma Carian Harmoni Terbaik-Sejagat yang Ditambah Baik (CHTSDB)

Algoritma CHTSDB dibentangkan oleh El-Abd (El-Abd 2013). Algoritma CHTSDB mengubahsuai proses improvisasi, dan parameter KPN berubah dengan menurun secara linear seperti yang dicadangkan dalam CHPS, JL berubah dengan menurun secara eksponen seperti yang dicadangkan dalam CHDB. Proses improvisasi baru berfungsi seperti Algoritma 2.2.

Algoritma 2.2 : Algoritma Carian Harmoni Terbaik-Sejagat yang Ditambah Baik

Untuk $j = 1$ hingga D **buat**

Jika $rand \leq KPMH$

$$x_j^{baru} = x_j^{rawak} + \text{Gauss}(0,1) \times JL_k, r \in \{1, 2, 3, \dots, SMH\} \quad \dots(2.14)$$

Jika $rand \leq KPN_k$ **kemudian**

$$x_j^{baru} = x_j^{terbaik} + \emptyset \times JL_k; \quad \dots(2.15)$$

Tamat Jika

Lain

$$x_j^{baru} = x_j^{bawah} + rand \times (x_j^{atas} - x_j^{bawah}); \quad \dots(2.16)$$

Tamat Jika

Tamat Untuk

dengan Gauss (0, 1) menandakan nombor rawak Gaussian dengan min 0 dan sisihan piawai 1, \emptyset adalah nombor rawak yang diagihkan secara seragam dalam julat [-1, 1].

i. Algoritma Carian Harmoni Dinamik Sejagat (CHDS)

CHDS dicadangkan oleh Khalili (Khalili et al. 2014). CHDS tersebut menggunakan kaedah dinamik untuk menyesuaikan JL, KPN dan KPMH. Selain itu, CHDS mengubah domain secara dinamik. CHDS dan CHDB mempunyai kaedah dinamik yang sama untuk penalaan JL. Rumusan matematik KPMH dan KPN digambarkan sebagai berikut Persamaan (2.17) dan Persamaan (2.21).

$$KPMH_k = 0.9 + 0.2 \times \sqrt{\frac{k-1}{K-1}} \times (1 - \frac{k-1}{K-1}), \quad \dots(2.17)$$

$$KPN_k = 0.85 + 0.3 \times \sqrt{\frac{k-1}{K-1} \times \left(1 - \frac{k-1}{K-1}\right)}, \quad \dots(2.18)$$

dengan $KPMH_k$ adalah nilai $KPMH$ dalam lelaran yang ke- k dengan nilai pemalar 0.9 dan 0.2 ditetapkan oleh (Khalili et al. 2014). KPN_k adalah nilai KPN dalam lelaran yang ke- k dengan nilai pemalar 0.85 dan 0.3 ditetapkan oleh (Khalili et al. 2014). K adalah bilangan lelaran maksimum dan k ialah lelaran semasa.

$$x_j^{baru_atas} = \min(\max(MH(:,j)) + JL_{maks}, x_j^{atas}), \quad \dots(2.19)$$

$$x_j^{baru_bawah} = \max(\min(MH(:,j)) - JL_{maks}, x_j^{bawah}), \quad \dots(2.20)$$

dengan $[x_j^{bawah}, x_j^{atas}]$ adalah domain carian awal, dan $[x_j^{baru_bawah}, x_j^{baru_atas}]$ adalah domain carian baharu. JL_{maks} ialah lebar jalur jarak maksimum. $j \in \{1, 2, 3, \dots, D\}$. $\max(MH(:,j))$ dan $\min(MH(:,j))$ menandakan nilai maksimum dan minimum pembolehubah yang ke- j dalam MH. Keterangan kod pseudo algoritma CHDS dapat dilihat dalam penulisan (Khalili et al. 2014).

2.3.3 Varian CH dan Pembelajaran Berasaskan-Pertentangan (PBP)

Konsep pembelajaran berasaskan-pertentangan (PBP) adalah pertama yang dicadangkan untuk kecerdasan mesin oleh (Tizhoosh 2005). Sekiranya teka rawak digunakan sebagai permulaan dalam teknik pengoptimuman, hasilnya berkemungkinan akan tersasar jauh dari penyelesaian yang sedia ada. Seterusnya, carian pengoptimuman memerlukan pegambilan masa yang lebih atau lebih buruk lagi apabila masalah menjadi sukar diselesaikan (Tizhoosh 2005). Fitur kunci PBP adalah mengambil kira meramal dan bertindak balas meramal terhadap tentangan (sebagai contoh: teka dan teka tentangan) secara serentak untuk mencapai penghampiran yang lebih baik untuk penyelesaian calon semasa. Terkini, PBP telah berjaya diaplikasikan dalam pelbagai algoritma pengoptimuman stokastik. Pada tahun 2008, Rahnamayan and Tizhoosh telah mencadangkan algoritma Evolusi Pembezaan Berasaskan Pertentangan (EPBP) (Rahnamayan et al. 2008). EPBP menggunakan nombor bertentangan semasa pengawalan populasi dan menjana populasi awal semasa proses evolusi. Selain itu, PBP ini turut dilaksanakan oleh penyelidik-penyelidik dalam

algoritma PKP (Wang et al. 2007), sistem koloni semut (Malisia dan Tizhoosh 2007) dan pengoptimum carian kumpulan (Malisia dan Tizhoosh 2007).

Terdapat penyelidik yang menggunakan PBP dalam CH untuk menambah baik prestasi CH. Algoritma CH-PBP yang menghibridkan Carian Harmoni dan PBP diperkenalkan oleh Gao et. al. bertujuan meningkatkan prestasi mutasi dalam CH (Gao et al. 2010; Gao et al. 2012). Hasil keputusan eksperimen adalah terunggul berbanding CH yang asal. Zhao et al. mengumpukkan PBP untuk menjana MH yang awal dalam kaedah cadangannya (Zhao 2010). Qin and Forbes menggunakan PBP awalan MH dan turut mencadangkan algoritma CH wilayah dinamik (Qin dan Forbes 2011). Selain itu, penyelidik seperti Chatterjee et al. mengaplikasikan PBP dalam CH untuk menggabungkan masalah kiriman pancaran dan ekonomi (Chatterjee et al. 2012). Di samping itu, dua jenis CH berdasarkan-pertentangan dicadangkan oleh Singh et al. (Singh et al. 2013) dan Banerjee et al. (Banerjee et al. 2014), masing-masing. Walau bagaimanapun, PBP terutamanya digunakan untuk memulakan MH dalam algoritma CH yang dipertingkatkan dengan tidak dapat meningkatkan prestasi CH dengan berkesan. Dalam sub-bahagian ini, pembelajaran berdasarkan pertentangan tempatan dibentangkan dan turut digabungkan dengan pertimbangan memori harmoni.

a. Carian Harmoni Pembelajaran Berdasarkan Pertentangan Tempatan Swa-Penesuaian Sejagat (CHPBP)

Satu kaedah untuk meningkatkan prestasi algoritma pengoptimuman adalah menyeimbangkan keupayaan eksplorasi dan penjelajahan (Yadav et al. 2012). Pada masa kini, Ouyang memperkenalkan pengubahsuai baru bagi penyesuaian sejagat algoritma carian harmoni yang dikenali sebagai Carian Harmoni Pembelajaran Berdasaskan Pertentangan Tempatan Swa-Penesuaian Sejagat (CHPBP) (Ouyang et al. 2017). CHPBP menggunakan pada pengawalan MH. Definisi PBP adalah seperti berikut:

Definisi 1. Katakan x adalah nombor nyata yang ditakrifkan sebagai sela pasti $x \in [a, b]$. Nombor bertentangan x adalah ditakrifkan sebagai Persamaan (2.21).

$$\tilde{x} = a + b - x. \quad \dots(2.21)$$

Begitu juga, nombor bertentangan dalam kes multi-dimensi boleh ditakrifkan.

Definisi 2. Katakan $z = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ adalah titik bagi n-dimensi sistem kordinat dengan $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ dan $x_i \in [a_i, b_i]$. Titik z bertentangan adalah ditakrifkan secara lengkap dengan mengambil kira $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ dengan $\tilde{x}_i = a_i + b_i - x_i$.

Pembelajaran berdasarkan tentang ditunjukkan seperti berikut. Katakan $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ menjadi penyelesaian vektor dan $f(x)$ menjadi fungsi penilaian yang sempurna. Dengan Persamaan (2.24) vektor bertentangan menjadi $\tilde{x} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3, \dots, \tilde{x}_n)$. Oleh itu, pengiraan $f(x)$ dan $f(\tilde{x})$ dalam setiap lelaran. Sekiranya $f(\tilde{x}) \leq f(x)$ maka umpuhan \tilde{x} , jika sebaliknya, x .

Dalam CH, apabila nombor rawak memuaskan kadar pertimbangan memori, kemudian pembolehubah harmoni dipilih dan diumpukan kepada harmoni baru ($x_j^{baru} = (x_j^{rawak}, r \in (1, 2, 3, \dots, SMH))$). Proses ini dikenali sebagai pertimbangan memori. Menurut fakta, x_j^{rawak} adalah dipilih secara rawak daripada memori harmoni, secara tabii meneka nilai bertentangan x_j^{rawak} berkemungkinan adalah lebih baik. Oleh itu, memperkenalkan harmoni bertentangan baru membolehkan meningkatkan keupayaan carian sejagat algoritma. Berdasarkan CH, CHPBP mengubah suai pertimbangan memori harmoni. Dengan kata lain, terdapat dua vektor harmoni yang dijana dalam pertimbangan memori harmoni. Proses pertimbangan memori harmoni ditunjukkan seperti Persamaan (2.22) dan Persamaan (2.23).

$$x_j^{baru} = \begin{cases} x_j^r, & \text{dengan } P(KPMH) \\ x_j^{bawah} + rand \times (x_j^{atas} - x_j^{bawah}), & \text{dengan } P(1 - KPMH), \end{cases} \quad \dots(2.22)$$

$$\tilde{x}_j^{baru} = \begin{cases} x_j^{atas} + x_j^{bawah} - x_j^{baru}, & \text{dengan } P(KPMH) \\ x_j^{bawah} + rand \times (x_j^{atas} - x_j^{bawah}), & \text{dengan } P(1 - KPMH), \end{cases} \quad \dots(2.23)$$

dengan $r \in (1, 2, 3, \dots, SMH)$, $rand$ adalah tertabur secara seragam untuk menjana nombor rawak dalam julat $[0,1]$. KPMH adalah kebarangkalian memilih satu nilai daripada nilai bersejarah yang disimpan dalam MH, dan $(1-KPMH)$ adalah

kebarangkalian memilih satu nilai tersaur secara rawak yang tidak terhad untuk disimpan ke dalam MH. Vektor harmoni bertentangan baru yang disediakan daripada memori harmoni berdasarkan pertimbangan memori harmoni dan pemilihan rawak. Sebahagian elemen dalam vektor harmoni bertentang adalah dipilih daripada nilai bertentang memori harmoni dan selebihnya vektor harmoni bertentangan dipilih secara rawak daripada domain yang diberi. Ini adalah proses percubaan untuk menemui harmoni yang lebih baik dan meningkatkan kebarangkalian mengelakkan terperangkap dalam minimum tempatan.

Algoritma CH, pertimbangan memori dan pelarasan nada digunakan untuk memilih penyelesaian bersejarah dan menalanya oleh nilai JL. JL menunjukkan keupayaan eksplotasi dalam CH. Ini amat berharga pelarasan nada memainkan peranan penting dalam mekanisma CH dan memberi kesan keupayaan eksplotasi dalam CH.

Bertujuan menambah baik keupayaan eksploitasi CH dengan berkesan, pelarasan nada swa-penesuaian dicadangkan. Konsep ini berinspirasikan oleh kecerdasan kawanan oleh partikel kawanan. Harmoni terbaik dan harmoni terburuk dipilih untuk panduan algoritma untuk berevolusi kearah penyelesaian optimum. Pelarasan nada sejagat swa-penesuaian diberi sebagai Persamaan (2.24).

$$x_j^{baru} = \begin{cases} x_j^{rawak}, +rand \times (x_j^{terbaik} - x_j^{rawak}), & \text{jika } rand \leq \eta \\ x_j^{rawak}, -rand \times (x_j^{terburuk} - x_j^{rawak}), & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad \dots(2.24)$$

dengan x^{baru} adalah calon baru vektor harmoni, x_j^{baru} adalah komponen $ke - j$ bagi x^{baru} . $x_j^{terburuk}$ mewakili komponen harmoni terburuk dalam MH dan $x_j^{terbaik}$ mewakili komponen harmoni terbaik dalam MH. x_j^{rawak} adalah komponen $ke - j$ harmoni dipilih secara rawak dalam MH, $r \in (1, 2, 3, \dots, HMS)$. η adalah faktor heuristik yang membuat keputusan proses carian seperti yang ditunjukkan dalam Persamaan (2.25) berdasarkan (Ouyang et al. 2017).

$$\eta = \begin{cases} \sqrt{1 - 1.5k/K}, & \text{jika } k < K/2, \\ 0.5, & \text{jika } \frac{K}{2} \leq k < \frac{3K}{4}, \\ \exp(-(\sqrt{14.53 - 14.04k/K})), & \text{sebaliknya,} \end{cases} \dots(2.25)$$

dengan k adalah bilangan lelaran semasa dan K adalah nombor lelaran maksimum.

Pemilihan adalah komponen penting digunakan dalam pendekatan metaheuristik dengan nilai kecerdasan harmoni mempengaruhi proses carian. Kebiasaannya, mana-mana kaedah pemilihan berkesan menggunakan prinsip Darwin iaitu pemilihan tabii (sebagai contoh: kemandirian yang terkuat) dan carian harmoni adalah tidak terkecuali. Dalam CH, memilih penyelesaian baru dalam MH dengan pemilihan tamak digunakan untuk mengemaskini MH. Walau bagaimanapun, pemilihan tamak membuatkan memori harmoni tiada pengemaskinian dalam lelaran banyak yang hebat. Ini boleh membuatkan CH jatuh pada genangan berpanjangan. Bagi melindungi algoritma daripada teperangkap dengan genangan, skema pemilihan-persaingan dicadangkan oleh CHPBP.

Terdapat dua cawangan dalam CHPBP. Satu daripadanya menghasilkan harmoni baru, manakala satu yang lain merupakan evolusi-bersama harmoni baru bertentangan. Kedua-duanya ialah skema pemilihan-persaingan. Dalam langkah mengemas kini MH, harmoni baru dibandingkan dengan harmoni baru bertentangan, keputusan lebih baik dipilih untuk menggantikan harmoni terburuk MH walaupun lebih buruk dari harmoni terburuk. Semasa mereka bentuk kaedah pengoptimuman, dua komponen penting dalam algoritma pengoptimuman adalah penjelajahan dan eksplorasi. Penjelajahan adalah keupayaan algoritma pengoptimuman untuk menjelajah domain baru dalam ruangan carian besar tetap secara cepat dan menyerap maklumat baru untuk populasi keturunan.

Manakala eksplorasi adalah keupayaan algoritma untuk menemui ruangan carian yang lebih baik menghampiri penyelesaian baik semasa dengan mengaplikasikan maklumat yang diketahui. Dalam skema pemilihan-persaingan, harmoni semasa, harmoni terbaik, dan harmoni terburuk diumpukan untuk

menghasilkan harmoni baru, yang bermatlamat mengeksplotasi harmoni baru yang lebih baik di sekitar harmoni diketahui semasa.

Di samping itu, evolusi-bersama pada harmoni baru bertentangan yang dijana daripada penjelajahan teka ruangan pertentangan dan domain baru ruangan carian besar tetap. Harmoni baru bersaing dengan evolusi-bersama pada harmoni baru bertentangan, keputusan lebih baik dipilih dalam lelaran seterusnya. Oleh itu, skema pemilihan-persaingan menjalankan keseimbangan bagi keupayaan eksplotasi dan penjelajahan untuk mencari harmoni yang lebih baik. Prosedur pengiraan CHPBP ditunjukkan seperti Algoritma 2.3.

Algoritma 2.3: Carian Harmoni Pembelajaran Berasaskan Pertentangan Tempatan Swa-Penyesaian Sejagat (CHPB)

Input :Saiz memori harmoni HMS , kadar pertimbangan harmoni memori $KPMH$, dimensi maksimum D , penjanaan maksimum G , KPN_{min} dan KPN_{max}

Output :Memori terburuk, $x^{terburuk}$ dan fungsi objektif memori terburuk $f(x^{terburuk})$

Langkah 1: Pengawalan saiz memori harmoni SMH , kadar pertimbangan harmoni memori $KPMH$, dimensi maksimum D , penjanaan maksimum G , KPN_{min} dan KPN_{max} .

Langkah 2: Pengawalan memori harmoni seperti berikut :

Untuk $i = 1$ hingga SMH lakukan

Untuk $j = 1$ hingga D

$$x_{i,j} = x_j^{bawah} + \text{rand.}(x_j^{atas} - x_j^{bawah}) ; \quad \dots(2.26)$$

Tamat Untuk

Kira $f(x_i)$

Tamat Untuk

Langkah 3: Improvisasi $g=0$, Sementara kriteria pemberhentian masih belum mencukupi ($g < G$)

Untuk $j = 1$ hingga D lakukan

Jika $\text{rand}() \leq KPMH$

%pertimbangan memori

$$x_j^{baru} = x_j^{rawak} (r \in 1,2,3, \dots SMH) ; \quad \dots(2.27)$$

$$\tilde{x}_j^{baru} = x_j^{atas} + x_j^{bawah} - x_j^{baru} ; \quad \dots(2.28)$$

Kira parameter η seperti Persamaan (2.25)
%pelarasian nada

Laksanakan Persamaan (2.24)

Selain itu

%Pemilihan Rawak

$$x_j^{baru} = x_j^{bawah} + \text{rand.}(x_j^{atas} - x_j^{bawah}) ; \quad \dots(2.29)$$

$$\tilde{x}_j^{baru} = x_j^{bawah} + \text{rand.}(x_j^{atas} - x_j^{bawah}) ; \quad \dots(2.30)$$

Tamat Jika

Tamat Untuk

Algoritma 2.3: Carian Harmoni Pembelajaran Berasaskan Pertentangan Tempatan Swa-Penesuaian Sejagat (CHPB) (sambungan)

Langkah 3: Improvisasi $g=0$, Sementara kriteria pemberhentian masih belum mencukupi ($g < G$)
Untuk $j = 1$ hingga D jalankan
Jika $\text{rand}() \leq KPMH$
% pertimbangan memori
 $x_j^{baru} = x_j^{rawak} (r \in 1,2,3,\dots SMH); \dots(2.31)$

$$\tilde{x}_j^{baru} = x_j^{atas} + x_j^{bawah} - x_j^{baru}; \dots(2.32)$$

Kira parameter η seperti Persamaan (2.25)

%pelarasian nada

Laksanakan Persamaan (2.24)

Selain itu

%Pemilihan Rawak

$$x_j^{baru} = x_j^{bawah} + \text{rand}.(x_j^{atas} - x_j^{bawah}) ; \dots(2.33)$$

$$\tilde{x}_j^{baru} = x_j^{bawah} + \text{rand}.(x_j^{atas} - x_j^{bawah}) ; \dots(2.34)$$

Tamat Jika

Tamat Untuk

Langkah 4: Kemaskini harmoni terburuk pilih harmoni terburuk $x^{terburuk}$ dalam memori harmoni semasa dan kira $f(x^{baru})$ dan $f(\tilde{x}^{baru})$
Jika $f(x^{baru}) < f(\tilde{x}^{baru})$
 $x^{terburuk} = x^{terburuk}; \dots(2.35)$

$$f(x^{terburuk}) = f(x^{baru}); \dots(2.36)$$

Selain itu,

$$x^{terburuk} = \tilde{x}^{baru} ; \dots(2.37)$$

$$f(x^{terburuk}) = f(\tilde{x}^{baru}); \dots(2.38)$$

Tamat Jika

$$g = g + 1;$$

Tamat Sementara

Langkah 5: Algoritma berhenti selepas berjumpa penyelesaian terbaik

2.3.4 Aplikasi CH

CH telah berjaya diaplikasikan dalam pelbagai bidang seperti rangkaian pengagihan air (Geem 2006), penyelesaian teka-teki Sudoku (Geem 2007; Weyland 2015), penghantaran kuasa ekonomi (Vasebi et al. 2007; Pandi et al. 2010), pemodelan tenaga kenderaan (Ceylan et al. 2008), pemanduan kenderaan secara automatik (Mahaleh dan Mirroshandel 2018), pengambangan imej multi-aras (Oliva et al. 2013) dan lain-lain (dos Santos Coelho dan Mariani 2009; Mun dan Geem 2009; Saka dan Erdal 2009).

2.4 FUNGSIAN TRIGONOMETRIK

Fungsian trigonometrik merangkumi sinus, kosinus dan tangen. Fungsi ini berjaya diaplikasikan dalam pelbagai bidang termasuk kejuruteraan dan teknik perubatan. Berikut merupakan trigonometrik yang dihasilkan dalam pengoptimuman.

2.4.1 Trigonometrik dalam Algoritma Metaheuristik

Terdapat pelbagai konsep dan kaedah yang dicadangkan untuk menghasilkan teknik pengoptimuman yang terbaik. Ini termasuklah penggunaan fungsian dalam metaheuristik untuk meningkatkan prestasi dalam proses penjelajahan dan eksplorasi. Berikut merupakan algoritma yang mengaplikasikan penggunaan fungsian trigonometrik.

a. Carian Harmoni Ledakan Lombong (CHLL)

Prestasi CH adalah baik pada carian tempatan berbanding dengan carian sejagatnya, dan prestasi penumpuannya juga mungkin menjadi masalah dalam beberapa kes (Gao et al. 2014). Untuk mengatasi kekurangan ini, gabungan konsep dan rumusan ALL dengan CH boleh meningkatkan prestasi penjelajahan dan eksplorasi kedua-dua algoritma. Tahap eksplorasi dalam ALL tidak secekap fasa penjelajahan. Oleh itu, membenamkan CH ke dalam ALL boleh dipertimbangkan untuk meningkatkan fasa eksplorasi dalam ALL dan fasa penjelajahan di CH. (Sadollah et al. 2016).

Oleh kerana ALL adalah algoritma tanpa ingatan, hampir tiada maklumat yang diekstrak secara dinamik semasa pencarian. Manakala CH menggunakan memori untuk menyimpan maklumat yang diekstrak semasa proses carian (iaitu, matriks memori harmoni).

CHLL hibrid yang dicadangkan mempunyai dua fasa: (i) fasa penjelajahan menggunakan strategi dalam ALL dan (ii) fasa eksplotasi menggunakan konsep CH, dengan pertimbangan memori dan pelarasan nada digunakan bersama dengan pengendali ALL.

CHLL telah mengubah suai dimensi ruang carian, m yang terdapat dalam proses kemaskini ALL yang dikenal pasti mempunyai masalah pada dimensi tersebut. Kaedahnya adalah dengan penggantian persepsi arah dengan bergerak menuju ke arah penyelesaian terbaik. Oleh itu, persamaan kemaskini dalam CHLL diberikan seperti berikut: CHLL mempunyai dua fasa kemaskini iaitu kemaskini untuk fasa eksplotasi dan kemaskini untuk fasa penjelajahan yang ditunjukkan dalam Persamaan (2.39) dan Persamaan (2.40), masing-masing.

$$\vec{X}_t^e = \vec{X}_{terbaik} + \vec{d}_{t-1} \times rand \times \cos(\theta), t \leq \mu, \quad \dots(2.39)$$

$$\vec{X}_t^e = \vec{X}_t^e + \exp\left(-\sqrt{\frac{1}{D_t}}\right) \times \overrightarrow{rand} \times \{\vec{X}_{terbaik} - \vec{X}_{terbaik-1}\}, \mu < t, \quad \dots(2.40)$$

dengan μ adalah faktor penjelajahan yang diperkenalkan oleh (Sadollah et al. 2012). \vec{X}_t^e adalah kedudukan lombong meletup di lelaran t (Sadollah et al. 2016) dan D_t adalah jarak Euclidean. $\vec{X}_{terbaik}$ dan $\vec{X}_{terbaik-1}$ adalah penyelesaian terbaik semasa dan penyelesaian terbaik lalu, masing-masing.

Sudut serpihan bagi kejadian yang berlaku dalam CHLL ini, diwakilkan oleh θ diungkapkan seperti Persamaan (2.41).

$$\theta = k \times \Delta, k = 0, 1, 2, \dots, N_s - 1, \dots (2.41)$$

dengan $\Delta = 360 / N_s$. N_s adalah bilangan kepingan serpihan (saiz populasi). Nilai julat θ adalah dari 0 hingga 360; nilai keputusan bagi $\cos(\theta)$ antara -1 dan 1 iaitu menjana penyelesaian yang mempunyai susunan harmoni.

Di samping itu, CH yang digunakan dalam CHLL bukan CH piawai yang digunakan dalam CHLL telah meminjam beberapa ciri CHDB (Mahdavi et al. 2007) dan PSF-CH (Geem dan Sim 2010) untuk secara serentak mengurangkan dan meningkatkan parameter pengguna CH. Dalam kajian ini, kami juga menentukan konsep baru untuk MH yang mempunyai saiz pembolehubah, yang dikenali sebagai memori harmoni dinamik (HMD). Sesungguhnya, SMH tidak mempunyai parameter tetap dalam CHLL.

Meningkatkan nilai SMH menyebabkan lebih banyak penjelajahan dalam ruang carian, dan kadang-kadang menyebabkan keputusan pengoptimuman menyimpang. Dalam CHLL hibrid semasa, nilai SMH diubah pada lelaran awal dan akhir dan ia tetap di antaranya.

Demi mengurangkan parameter pengguna dalam CHLL, nilai SMH dianggap sebagai saiz populasi, N_s . Dengan mengurangkan nilai SMH dalam lelaran terakhir, eksplotasi selanjutnya yang dekat dengan penyelesaian terbaik semasa dapat dicapai.

Di samping itu, kajian ini mengandaikan bahawa parameter pengguna jalur lebar (JL) dalam CH bertindak sama dengan jarak kepingan serpihan (d_{t-1}). Oleh itu, JL telah digabungkan dengan (d_{t-1}), dan secara serentak dikurangkan pada setiap lelaran seperti berikut Persamaan (2.42).

$$\vec{JL}_t = \frac{\vec{JL}_{t-1}}{e^{\frac{t}{\alpha}}}, t = 1, 2, 3, \dots, Maks_Le, \dots (2.42)$$

dengan *Maks_Le* adalah bilangan maksimum lelaran dan α adalah faktor pengurangan (yang digunakan dalam ALL).

Nilai permulaan KPMH dan KPN secara automatik ditala dalam proses pengoptimuman. Nilai-nilai KPMH dan KPN dalam fasa CH berubah sebaik selepas fasa penerokaan. Persamaan (2.43) dan Persamaan (2.44) berikut menerangkan variasi parameter pengguna ini.

$$KPMH(t) = \begin{cases} \frac{t}{Maks_Le} & \mu < t \\ 0 & t \leq \mu \end{cases}, \quad \dots(2.43)$$

$$KPN(t) = \begin{cases} 1 - \frac{t}{Maks_Le} & \mu < t \\ 0 & t \leq \mu \end{cases}. \quad \dots(2.44)$$

Dalam kajian ini beranggapan bahawa nilai KPMH dan KPN meningkat dan berkurangan secara linear, masing-masing, pada setiap lelaran. Oleh itu, penyesuaian parameter semasa proses pengoptimuman adalah tidak perlu. Nilai (kebarangkalian) KPMH berubah dari 0 hingga 0.99, dan dari satu hingga hampir sifar untuk parameter KPN. Pemilihan nilai maksimum iaitu KPMH=0.99 adalah untuk membuka 100% peluang menghasilkan penyelesaian rawak pada lelaran terakhir.

Berdasarkan kemajuan pengoptimuman dalam CHLL, pendekatan penjelajahan berkurangan dalam kepentingannya dan fasa eksplorasi menjadi dominan ($\mu < t$). Sesungguhnya, dalam lelaran terakhir, CHLL hanya melaksanakan carian tempatan berhampiran dengan penyelesaian semasa terbaik.

2.5 PENEMBERENGAN IMEJ

Penemberengan imej telah menjadi subjek penyelidikan intensif dan pelbagai teknik penemberengan telah dilaporkan dalam dua dekad yang lalu. Penemberengan imej boleh definisikan sebagai pembahagian imej kepada bahagian wilayah yang terdiri daripada piksel imej yang mempunyai nilai ciri data berkaitan. Ini merupakan isu penting kerana berperanan sebagai langkah pertama untuk memahami imej. Memahami imej adalah seperti pengekstrakan dan pengiktirafan ciri. Pada masa kini, teknik penemberengan ini telah berjaya diaplikasikan dalam pelbagai bidang, antaranya, peta topografi (Miao et al. 2015), imej satelit (Bhandari et al. 2015b; Bhandari et al. 2015a) dan imej perubatan (Li et al. 2015; Smistad et al. 2015).

Dalam bidang perubatan, penemberengan digunakan oleh pakar perubatan untuk membantu mendiagnosis pesakit bagi mana-mana bahagian dalam badan berdasarkan imej PRM (Aja-Fernández et al. 2015). Secara asasnya, imej PRM ini terhasil berasaskan pengimbas PRM otak yang mempunyai magnet yang kuat untuk membentuk proton daripada atom hidrogen yang terdapat dalam badan seterusnya satu getaran gelombang radio diberikan pada proton ini bagi membuat putaran menghasilkan isyarat yang lemah (Schwarzkopf & Geraint, 2011) dan pengimbas MRI ini akan menghantar isyarat-isyarat ini ke komputer. Penemberengan terhadap kortext serebrum telah dikaji secara meluas (Hahn et al. 2000; Kobashi et al. 2008).

Teknik penemberengan boleh dikategorikan kepada empat iaitu penemberengan imej secara ambang (Maitra dan Chatterjee 2008b; Sathya dan Kayalvizhi 2011c; Manikandan et al. 2014), berasaskan gugusan (Gómez et al. 2015), berasaskan set-aras (Li et al. 2011), dan berasaskan potongan-graf (Dai et al. 2015).

Algoritma penemberengan adalah berdasarkan kepada dua kriteria penting iaitu homogenitas rantau (ambang) dan kekurangan antara rantau tak bercantum bersebelahan (mencari sisi). Oleh kerana imej tembereng yang diperoleh dari kriteria homogeniti mempunyai kelebihan ruang penyimpanan yang lebih kecil, kelajuan pemprosesan cepat dan kemudahan dalam manipulasi, teknik ambang dianggap paling popular (Arora et al. 2008). Tambahan lagi, teknik ambang ini adalah popular disebabkan oleh teknik yang ringkas dan berkesan (Feng et al. 2017).

2.5.1 Pengambangan Imej

Teknik pengambangan boleh dikelaskan kepada dua kategori iaitu ambang aras-tunggal dan ambang multi-aras. Pada satu imej, satu nilai ambang dicari untuk menghasilkan imej kepada dua kelas iaitu satu mewakili objek dan satu lagi mewakili latar belakang. Apabila memerlukan mengasingkan beberapa objek yang berbeza, beberapa nilai ambang perlu dicari untuk penemberengan yang betul. Dalam kes ini, teknik ini dipanggil sebagai pengambangan multi-aras.

Teknik pengambangan boleh dikategorikan sebagai berparameter dan tak-berparameter (Sahoo et al. 1988; Pal dan Pal 1993). Bagi teknik pengambangan yang

berparameter ini memerlukan nilai fungsi ketumpatan kebarangkalian untuk memodelkan setiap kelas. Proses penganggaran ini memerlukan masa yang panjang dan pengkomputeran yang mahal. Manakala teknik tak-berparameter menggunakan beberapa kriteria seperti varian antara-kelas, entropi dan kadar ralat (Pal dan Dutta-Majumder 1986; Chang dan Wang 1997; Huang et al. 2005) bertujuan mengesahkan kualiti nilai ambang. Metriks ini digunakan dalam fungsi pengoptimuman apabila keputusan pemilihan berdasarkan keteguhan dan ketepatannya. Selain itu, pendekatan ambang lain yang dicadangkan untuk tembereng imej termasuk kaedah konvensional (Sahoo et al. 1988; Snyder et al. 1990; Pal dan Pal 1993; Guo dan Pandit 1998) dan teknik pintar (Chen dan Wang 2005; Lai 2006; Cuevas et al. 2009; Cuevas et al. 2010; Yang 2011).

Antara teknik ambang yang biasa digunakan adalah varian antara-kelas maksimum (Otsu) (Otsu 1979), kaedah ralat minimum (Kittler dan Illingworth 1986) dan kaedah entropi maksimum (Kapur et al. 1985). Teknik ambang ini telah dilanjutkan secara mudah oleh penyelidik kepada teknik ambang multi-aras dengan kajian yang mempunyai satu tugas yang mencabar (Bhandari et al. 2015b). Namun begitu, kaedah pengambangan multi aras ini boleh mendatangkan beberapa masalah iaitu (i) mereka mungkin tidak mempunyai penyelesaian sistematik atau analitik apabila bilangan ambang yang dikesan meningkat dan (ii) mereka juga boleh mengakibatkan penumpuan menjadi perlahan seterusnya menyebabkan kos pengiraan yang tinggi (Pujol et al. 2011).

Pendekatan evolusi yang diilhamkan terhadap kecerdasan kawanan, seperti Pengoptimuman Kawanan Partikel (PKP) (Kennedy J dan R December 1995) dan Koloni Lebah Buatan (KLB) (Karaboga 2005), telah digunakan untuk mengatasi masalah penemberengan. Pengambangan multi-aras untuk temebreng imej diselesaikan oleh algoritma Carian Harmoni (CH), berdasarkan kaedah Otsu dan Kapur yang ditunjukkan dalam (Oliva et al. 2013). Penyelidik (Sathya dan Kayalvizhi 2011a) memperkenalkan versi BFA yang diubahsuai untuk menentukan tahap ambang optimum untuk penemberengan imej berdasarkan antara varian-kelas (kaedah Otsu). Bhandari (Bhandari et al. 2014) mencadangkan algoritma Carian Sewah Padang (CSP) dan Algoritma Dorongan Angin (ADA) untuk penentuan ambang multi-aras

optimum bagi penemberengan imej satelit berdasarkan entropi Kapur. Dari kajian kesusasteraan, diperhatikan bahawa banyak penulis mencadangkan karya mereka berdasarkan entropi Kapur atau Otsu antara varian-kelas sebagai fungsi objektif untuk pengoptimuman ambang multi-aras untuk pengasingan imej.

Justeru itu, S. Manikandan telah membangunkan ambang multi-aras untuk penemberengan imej perubatan dengan mengaplikasikan kod jitu algoritma genetik bersama Penyilangan Binari Simulasi (PBS) kepada maksimum entropi (Manikandan et al. 2014). Selain itu, Sathya turut memperkenalkan penggunaan Algoritma Pengoptimuman Bakteria Mengumpul Makanan (APBMM) pada penemberengan imej PRM otak. PBMM ini mempunyai saiz langkah penyesuaian untuk melicinkan pencariannya (Sathya dan Kayalvizhi 2011c).

Selain itu, terdapat cabaran lain untuk penemberengan imej perubatan seperti keberkesanan, teguh dan operasi secara automatik (Chen et al. 2012b). Terkini, Feng et al. telah memperkenalkan teknik Multi-Skala 3D Otsu (MS3D Otsu) untuk penemberengan imej PRM totak (Feng et al. 2017). MS3D Otsu yang menggunakan *Fast Local Laplacian* untuk menghasilkan multi-skala untuk imej input. Seterusnya, peta penemberengan berdasarkan teknik ini digabungkan untuk memperoleh keputusan penemberengan yang akhir. Namun begitu, teknik MS3D Otsu yang mempunyai lakuran yang ringkas ini, hingar yang ada pada imej input tidak mampu diatasi dengan sempurna (Feng et al. 2017). Selain itu, teknik ini mempunyai kekangan dalam mengurangkan kerumitan masa semasa pemprosesan (Feng et al. 2017).

2.6 PERBINCANGAN

Pelbagai arah penyelidikan dan perkaitan teori telah dikaji. Oleh itu, beberapa masalah telah dikenal pasti. Masalah algoritma pengoptimuman seperti CH turut dikenalpasti dalam bab ini. Menurut kajian kesusasteraan, masalah penalaan parameter CH merupakan masalah yang sedang hangat dikaji, lebih-lebih lagi membentuk parameter CH seperti KPN swa-penesuaian. Penalaan parameter yang baik adalah sangat penting dalam CH kerana boleh mempengaruhi kesan penjelajahan dan eksplotasi CH.

Justeru itu, terdapat beberapa penyelidikan telah dijalankan untuk meningkat prestasi penyelesaiannya seperti Carian Harmoni Ditambah Baik (CHDB) (Mahdavi et al. 2007). CHDB berupaya menangani isu carian tempatan CH secara dinamik dengan menyesuaikan Kadar Pelarasan Nada (KPN) dan Jalur Lebar (JL). Walau bagaimanapun, CHDB memerlukan penalaan parameter yang tinggi sebelum memulakan proses pengoptimuman. Bagi menangani masalah ini, penalaan parameter swa-penyesuaian dalam proses evolusi dan ruang pencarian masalah pengoptimuman yang bergelar Carian Harmoni Dinamik Novel (CHDN) telah diperkenalkan (Chen et al. 2012a).

Walaupun NDHS berjaya mengatasi CHDB, namun NDHS memerlukan penalaan beberapa parameter sebelum proses carian bermula. Justeru, bagi menghilangkan proses penalaan parameter, satu variasi baru yang bergelar Carian Harmoni Dinamik Sejagat (CHDS) telah diperkenalkan (Khaliili et al. 2014). CHDS menghasilkan bilangan parameter yang sedikit dan berjaya mengalahkan varian CH yang sedia ada. Parameter JL yang terdapat dalam CH adalah satu jenis masalah kebergantungan. Varian CH sedia ada ini mengubah JL secara dinamik berdasarkan jumlah improvisasi harmoni (Abedinpourshotorban et al. 2016). Terdapat juga penyelidik yang memfokus pada masalah permukaan berbanding keperluan menetapkan nilai JL untuk meningkatkan ketepatan dan keteguhan CH yang bernama algoritma DH/terbaik (Abedinpourshotorban et al. 2016). Walaupun begitu, DH/terbaik masih tidak mempunyai ciri penalaan parameter swa-penyesuaian untuk perubahan parameter secara dinamik (Abedinpourshotorban et al. 2016).

Banyak penyelidikan berkaitan CH masih bergelut dalam memperkenalkan mekanisma bagaimana mencari penalaan parameter yang terbaik terutamanya KPN. KPN memainkan peranan penting dalam memilih penyelesaian sejarah dan menyesuaikannya menggunakan nilai JL (Ouyang et al. 2017). Selain itu, KPN ini juga perlu dimulakan pada peringkat awal dengan nilai malar. Ini akan memberi kesan kepada masa penumpuan yang disebabkan oleh ketidakpatuhan keupayaan pencarian sejagat dan tempatan (Worasucheep 2011). Oleh itu, CH terjebak dalam ketepatan optimum tempatan yang rendah (Mahdavi et al. 2007). Selain KPN, KPMH juga merupakan elemen yang sesuai untuk memilih penyelesaian sejarah. Biasanya, KPMH

menggunakan JL untuk penalaan parameter. Oleh itu, kedua-dua parameter ini berperanan penting dalam CH untuk proses eksplorasi. Varian CH yang lain yang menggunakan gabungan kaedah penyesuaian dan swa-penyesuaian, maklumat daripada maklum balas populasi atau individu, dan proses carian evolusi bertujuan menala parameter adalah seperti Algoritma Carian Harmoni Penyesuaian Sesuai Diri (CHPS) (Wang dan Huang 2010), Carian Harmoni Terbaik-Sejagat Penyesuaian Sesuai Diri (CHTSPS) (Pan et al. 2010), Pembelajaran Automatik (PA) (Enayatifar et al. 2013) dan Algoritma Kuasa Penjelajahan Carian Harmoni (KPCH) (Das et al. 2011).

Terkini, Ouyang memperkenalkan varian CH yang baru iaitu Carian Harmoni Pembelajaran Berasaskan Pertentangan Tempatan Swa-Penesuaian Diri Sejagat (CHPBP) dengan kelebihan keseimbangan eksplorasi dan penjelajahan yang baik serta berjaya menyelesaikan masalah pengoptimuman berangka (Ouyang et al. 2017). CHPBP mempunyai tiga pendekatan yang dicadangkan iaitu (i) pelarasan nada sejahtera diri bertujuan meningkatkan keupayaan ruangan penyelesaian, (ii) teknik pembelajaran pertentangan tempatan bertujuan meningkatkan kepelbagaiannya penyelesaian (iii) mekanisma pemilihan persaingan yang dibangunkan untuk menambah baik kepersisan penyelesaian dan meningkatkan keupayaan mengelak dari terperangkap dalam optima tempatan (Ouyang et al. 2017). Ouyang memperkenalkan parameter heuristik faktor, η semasa pendekatan pertamanya dijalankan. Parameter η ditentukan berdasarkan tiga peringkat iaitu, peringkat pertama adalah semasa proses carian berada dalam julat lelaran pertama hingga sebelum separuh daripada jumlah lelaran, peringkat kedua adalah semasa proses carian berada dalam julat separuh daripada jumlah lelaran hingga sebelum tiga perempat daripada jumlah lelaran, dan peringkat ketiga adalah semasa proses carian berada dalam julat lelaran tiga perempat daripada jumlah lelaran hingga maksimum lelaran (Ouyang et al. 2017).

Kesan perubahan η terhadap lelaran adalah mengawal proses eksplorasi dan penjelajahan dengan menentukan sama ada memilih langkah penyesuaian sejahtera atau terburuk. Menurut Ouyang, peringkat pertama ini direka bentuk bertujuan menggalakkan pemilihan langkah penyesuaian sejahtera berbanding terburuk. Bagi

peringkat kedua pula proses carian dilaksanakan dengan menyeimbangkan kedua-dua langkah penyesuaian sejagat dan terburuk. Peringkat ketiga atau peringkat akhir ini, direka bentuk supaya berpeluang lebih besar untuk memilih langkah penyesuaian terburuk berbanding sejagat. Langkah penyesuaian sejagat ini berperanan mengeksploitasi harmoni yang lebih baik dalam persekitaran harmoni terbaik semasa. Manakala peranan langkah penyesuaian terburuk adalah melindungi CHPBP daripada terperangkap dalam optima tempatan (Ouyang et al. 2017).

Ouyang turut mengenal pasti bahawa η yang lebih besar cenderung untuk mencetuskan penjelajahan (Ouyang et al. 2017). Namun, reka bentuk bagi peringkat pertama semasa penentuan η dalam CHPBP ini menunjukkan nilai η yang menurun secara beransur dari peringkat pertama hingga sebelum peringkat separuh lelaran (iaitu julat η antara 1.00 hingga hampir kepada 0.5) membuka ruang untuk penjelajahan tidak berlaku. Dengan kata lain, sekiranya penjelajahan tidak berlaku, maka berlaku proses eksplorasi. Jika proses eksplorasi ini berlaku terlalu awal iaitu peringkat awal lelaran, maka mengalakkan algoritma tersebut memilih langkah penyesuaian terburuk berbanding sejagat. Justeru, penambahbaikan pada reka bentuk peringkat penentuan η diperlukan bagi meningkatkan keseimbangan bagi penjelajahan dan eksplorasi.

Penyelesaian sejagat yang lebih baik bergantung pada kaedah penyelesaian tempatan yang lebih baik atau juga dikenali sebagai eksplorasi. Oleh itu, berdasarkan kajian kesusasteraan ini, tesis ini mencadangkan kaedah baru untuk menentukan nilai η dengan memasukkan parameter kosinus berdasarkan cadangan petua tambahan yang mengandungi empat peringkat yang bertujuan untuk meningkatkan keupayaan eksplorasi CH.

Selain itu, kajian kesusasteraan berkaitan konsep pembelajaran berasaskan-pertentangan (PBP) dan masalahnya turut dibincangkan dalam bab ini. PBP berjaya digunakan dalam pelbagai algoritma pengoptimuman stokastik. Pada tahun 2008, Rahnamayan and Tizhoosh telah mencadangkan algoritma Evolusi Pembezaan Berasaskan Pertentangan (EPBP) (Rahnamayan et al. 2008) yang menggunakan nombor bertentangan semasa pengawalan populasi dan menjana populasi awal semasa

proses evolusi. Seterusnya, Pertentangan Orientasi Kejiraninan Teritlak Evoulsi Pembezaan (POKTEP) telah dicadangkan oleh (Wang 2015) yang membawa pendekatan Evolusi Pembezaan Dipertingkat (EPD) dengan merangkumi dua strategi berdasarkan Teritlak PBP (TPBP) dan Perlombongan Kejiraninan Orientasi (PKO). Ideanya adalah untuk meningkatkan kepelbagaian populasi dan peluang mencari penyelesaian yang optimum menggunakan TPBP.

Selain PBP yang digunakan dalam Evolusi Pembezaan (EP), PBP ini turut dilaksanakan dalam metaheuristik lain seperti PKP (Wang et al. 2007). Seterusnya, Pertentangan-berasaskan PKP dengan Pengapit Halaju (PPKPPH) untuk telah diperkenalkan untuk menghasilkan partikel pertentangan dalam populasi pertentangan berdasarkan definisi Pertentangan Jenis-I (PJI) (Shahzad et al. 2009). PPKPPH turut mengumpukan komponen pengapit halaju untuk menguruskan peringkat penjelajahan dan eksploitasi kawanan (Shahzad et al. 2009). Pada tahun 2013, Multi-Permulaan Pertentangan Berasaskan PKP dengan Halaju Penyesuaian (MPPBPKPHP) telah diperkenalkan (Kaucic, 2013) sebagai permulaan Masalah Pengoptimuman Terkekang Terikat (MPTT). Algoritma ini melaksanakan strategi halaju penyesuaian dan OBL termasuk dalam proses pengawalan kawanan. Selain itu, MPPBPKPHP mampu menangani penumpuan pra-matang dengan proses carian dimulakan semula dengan pengawalan semula partikel berdasarkan definisi Super-Pertentangan definition. Selain itu, PBP turut diaplakisikan dalam metaheuristik lain seperti sistem koloni semut (Malisia dan Tizhoosh 2007) dan pengoptimum carian kawanan (Malisia dan Tizhoosh 2007).

Terdapat penyelidik yang menggunakan PBP dalam CH untuk menambah baik prestasi CH. Algoritma CH-PBP yang menghibridkan Carian Harmoni dan PBP diperkenalkan oleh Gao et. al. bertujuan meningkatkan prestasi mutasi dalam CH (Gao et al. 2010; Gao et al. 2012). Hasil keputusan eksperimen adalah terunggul berbanding CH yang asal. Zhao et al. mengumpukkan PBP untuk menjana MH yang awal dalam kaedah cadangannya (Zhao 2010). Qin and Forbes menggunakan PBP awalan MH dan turut mencadangkan algoritma CH wilayah dinamik (Qin dan Forbes 2011). Selain itu, PBP telah diaplakisikan dalam CH untuk menggabungkan masalah kiriman pancaran dan ekonomi (Chatterjee et al. 2012). Di samping itu, dua

jenis CH berdasarkan-pertentangan dicadangkan oleh (Singh et al. 2013) dan (Banerjee et al. 2014), masing-masing. Tambah lagi, varian CH yang mempunyaiumpukan PBP adalah Carian Harmoni dengan Penyilangan Aritmetik (CHPA) (Niu et al. 2014) yang turut memperlihatkan kelebihan dalam peningkatan kepelbagaian penyelesaian dengan pengubah suaian KPN. Varian CH seperti Pertentangan Kuasi Jenis-I (PKJI) turut diperkenalkan oleh Shankar dan Mukherjee dengan penggunaan Pertentangan-Kuasi (PerK) pada pengawalan bertujuan membuat lompatan generasi dalam bidang kejuruteraan (Shankar dan Mukherjee 2016). Kebanyakan kajian PBP berasaskan metaheuristik ini dikaji berdasarkan kajian kesesusasteraan seperti (Rojas-Morales et al. 2017).

Terkini, Ouyang turut menggunakan konsep PBP dalam populasi rawak untuk kepelbagaian populasi dalam algoritmanya seterusnya meningkatkan carian sejagat (Ouyang et al. 2017). Dengan kata lain, CHPBP mempunyai dua jenis populasi iaitu populasi rawak dan populasi tentang rawak bertujuan kepelbagaian populasi. Carian sejagat diambil kira berdasarkan nilai fungsi terbaik hasil perbandingan nilai fungsi oleh populasi rawak dan nilai fungsi oleh populasi tentang (Ouyang et al. 2017). Populasi yang terhad kepada dua populasi ini masih tidak mencukupi untuk kepelbagaian populasi dan boleh mengehadkan ruangan carian sejagat. Tanpa keseimbangan bagi carian tempatan dan sejagat yang lebih baik ini boleh mengakibatkan penyelesaian menghampiri optima yang lemah. Dalam tesis ini, PBP digunakan dalam algoritma cadangan dengan dua bilangan populasi PBP yang satu daripadanya mempunyai pemberanaman tangen.

Bagi kajian kesusasteraan yang berkaitan dengan penemberengan imej PRM otak, terdapat pelbagai kaedah yang dicadangkan untuk menangani masalah penemberengan imej PRM otak secara manual. Marc Joliot et al. mencadangkan teknik penemberengan automatik tiga dimensi yang menembereng jirim putih dan jirim kelabu berdasarkan teknik ambang(Joliot dan Mazoyer 1993). Julio et al. menawarkan kaedah teoretik graf, iaitu potongan yang dinormalisasikan (N-potong) dengan anggaran *Nystrom* dengan berdasarkan histogram 3D kecerahan dari imej PRM jenis T1(Carballido-Gamio et al. 2004). Raquel et al. pula menyampaikan model hibrid yang terdiri daripada rangkaian asas radial untuk menembereng imej PRM otak

multispektral (Valdés-Cristerna et al. 2004). Namun, disebabkan terdapat kepelbagaian artifak seperti hingar dan keamatan homogen, proses pengelasan tisu tersebut menjadi terhalang (He et al. 2001). Justeru itu, bagi mengurangkan masalah ini, kaedah gugusan diperkenalkan.

Penggugusan adalah kaedah yang paling popular untuk menembereng imej perubatan. Berdasarkan algoritma gugusan *c*-min kabur (CMK) dan algoritma Anggaran-Pemaksimuman (AP) yang menjadi kaedah yang biasa, aplikasi algoritma AP kepada penemberengan imej otak dilaporkan dalam (Wells et al. 1996; Van Leemput et al. 1999). Kekurangan umum algoritma AP adalah pengagihan intensiti imej otak dimodelkan sebagai taburan normal dan bukan fakta untuk imej hingar. Algoritma CMK juga telah digunakan dalam banyak penyelidikan (Hall et al. 1992; Li et al. 1993). Dari segi sejarah, algoritma gugusan CMK yang diperkenalkan oleh (Bezdek 1981) berdasarkan pada memminimumkan fungsi objektif, berkenaan dengan keahlian kabur dan set gugusan sentroid. Kaedah ini mempunyai kelemahan bagi peningkatan kepekaan fungsi keahlian bagi kes hingar. Oleh itu, sekiranya imej PRM mempunyai hingar atau dipengaruhi oleh artifak, ini boleh mengubah intensiti piksel seterusnya menghasilkan tembereng yang tidak betul.

Bagi menangani masalah tersebut, Tolias dan Panas telah memproses fungsi keahlian untuk mengurangkan kesan hingar tersebut (1998). Seterusnya, Dave pula memperkenalkan Hingar Gugusan (HG) untuk menangani masalah gugusan data yang mempunyai hingar (1991). Bagaimanapun, teknik seperti ini tidak sesuai untuk menembereng imej. Ini disebabkan oleh piksel yang mempunyai hingar dan tidak mempunyai hingar adalah tidak dapat diasingkan. Selain itu, pendekatan baru CMK yang bergelar algoritma *c*-min kabur teguh (CMKT) turut diperkenalkan (Pham 2001). Namun, terdapat juga penyelidik lain seperti Ahmed yang memperkenalkan versi CMK yang lain yang lebih baik dengan pengubahsuaian fungsi objektif (Ahmed et al. 2002).

Walau bagaimanapun, kesemua kaedah ini tidak dapat memperkenalkan isu-isu pengiraan dengan mengubah kebanyakan persamaan bersama dengan pengubahsuaian fungsi objektif. Shan membentangkan penemberengan otak

berasaskan histogram automatik dalam imej otak PRM 3D T1(Shan et al. 2002). Penemberengan 3D menggunakan model geometrik-statistik hibrid yang diaplikasikan terhadap imej otak (Marroquin et al. 2002). Strategi hibrid ini menggabungkan pendekatan padanan templat elastik diikuti dengan pendekatan heuristik stokastik untuk mengawal kelakuan templat bentuk yang cacat bagi struktur sasaran. Namun, kaedah hibrid seperti ini mempunyai kelemahan dari segi penumpuan yang perlahan. Justeru, bagi menyelesaikan masalah ini, teknik evolusi telah dipraktikkan untuk menyelesaikan masalah ambang multi-aras.

AG, pengoptimuman koloni semut (PKS) dan PKP, yang merupakan bentuk algoritma heuristik probabilistik yang telah berjaya digunakan dalam ambang multi-aras (Yin 1999; Maitra dan Chatterjee 2008a). Walaupun kaedah AG telah berjaya digunakan untuk menyelesaikan masalah pengoptimuman tak-linear kompleks, penyelidikan terkini telah mengenal pasti beberapa kekurangan yang terdapat dalam prestasi AG (Bäck 1997). Kerosakan dalam kecekapan ini jelas apabila parameter yang dioptimumkan sangat berkorelasi dan penumpuan awal yang dicapai oleh AG telah mengurangkan keupayaan pencariannya.

Algoritma PKP telah digunakan untuk ambang multi-aras untuk pemisahan imej (Maitra dan Chatterjee 2008a). Terkini, teknik ambang berasaskan Multi-Skala 3D Otsu (MS3D Otsu) telah dicadangkan untuk menangani masalah penemberengan imej PRM otak. Walaupun keputusan mendapati dapat mengatasi algoritma pengoptimuman seperti PKP, AG, APBMM dan PBMM, namun MS3D Otsu menghadapi masalah dalam menangani imej PRM otak yang mempunyai hingar dengan sempurna

Jadual 2.1 Kajian lalu berkaitan varian CH

Penulis	Kaedah	Komen
(Geem et al. 2001)	Carian Harmoni (CH)	Kenal pasti wilayah prestasi tinggi adalah baik bagi ruangan penyelesaian bersama tempoh masa yang munasabah. Namun, pengetahuan terdahulu adalah kurang untuk penggalakkan keberkesanan vektor harmoni baru.
(Mahdavi et al. 2007)	Algoritma Carian Harmoni yang Ditambah Baik (CHDB)	Varian CH yang pertama mempertimbangkan pelarasan parameter CH iaitu KPN dan JL. Perbezaan utama antara CHDB dan CH terletak pada cara penyesuaian KPN dan JL. Nilai KPN meningkat secara linear dan nilai JL berkurang secara eksponen dengan bilangan lelaran.
(Omran and Mahdavi 2008)	Carian Harmoni Terbaik-Sejagat (CHTS)	Perbezaan utama antara CHTS dan CH adalah langkah pelarasan nada.
(Chakraborty et al. 2009)	Algoritma Carian Harmoni dengan Operasi Mutasi Pembezaan (CH+OMP)	Algoritma CH yang ditambah baik dengan pengendali mutasi perbezaan (CH + OMP) yang menggunakan operasi yang serupa dengan mutasi pembezaan untuk menggantikan langkah pelarasan KPN
(Wang and Huang 2010)	Algoritma Carian Harmoni Sesuai Diri (CHPS)	Menggunakan urutan percanggahan-rendah (atau <i>low-discrepancy</i>) untuk memulakan memori harmoni dan mengubahsuai operasi pelarasan nada berdasarkan nilai maksima dan minima memori harmoni
(Zou et al. 2010)	Carian Harmoni Sejagat Novel (CHSN)	Pengawalan parameter CHSN algoritma (kebarangkalian mutasi genetik, nombor generasi maksima, dimensi masalah dan memori harmoni. Harmoni calon baru (satu harmoni mewakili satu penyelesaian) dihasilkan dengan menggunakan kemaskini kedudukan dan mutasi genetik dengan kebarangkalian rendah.

Jadual 2.2 Kajian lalu berkaitan varian CH (sambungan)

Penulis	Kaedah	Komen
(Das et al. 2011)	Algoritma Kuasa Penjelajahan Carian Harmoni (KPCH)	Parameter JL secara dinamik dikemaskini mengikut sisihan piawai harmoni semasa bertujuan meningkatkan kekuatan penjelajahan algoritma carian harmoni.
(El-Abd 2013)	Algoritma Carian Harmoni Terbaik-Sejagat yang Ditambah Baik (CHTSDB)	Mengubahsuai proses penambahbaikan dan parameter KPN yang menurun secara linear seperti yang dicadangkan dalam CHPS, JL menurun secara eksponen seperti yang dicadangkan dalam CHDB
(Khalili et al. 2014)	Algoritma Carian Harmoni Dinamik Sejagat (CHDS)	Menggunakan kaedah dinamik untuk menyesuaikan JL, KPN dan KPMH
(Sadollah et al. 2016)	Carian Harmoni Ledakan Lombong (CHLL)	Membenamkan CH ke dalam Algoritma Ledakan Lombong (ALL) boleh dipertimbangkan untuk meningkatkan fasa eksplorasi dalam ALL dan fasa penjelajahan di CH. ALL adalah algoritma tanpa ingatan, hampir tiada maklumat yang diekstrak secara dinamik semasa pencarian, sedangkan CH menggunakan memori untuk menyimpan maklumat yang diekstrak semasa proses carian. Bagi CHLL, pengemaskinian persamaan eksplorasi dalam ALL untuk mengelakkan masalah dengan dimensi ruang carian diubahsuai.
(Ouyang et al. 2017)	Carian Harmoni Pembelajaran Berasaskan Pertentangan Tempatan Swa-Penesuaian Sejagat (CHPBP)	Pembelajaran Berasaskan Pertentangan tempatan Pelarasan nada sejagat swa-penesuaian Skema pemilihan-persaingan

Jadual 2.3 Kajian lalu berkaitan penemberengan imej PRM otak

Penulis	Kaedah	Komen
(Otsu 1979)	Otsu	Kaedah Otsu memilih ambang yang optima berdasarkan maksimum antara varians kelas aras kelabu. Otsu dilanjutkan kepada masalah multi-aras ambang. Namun begitu, tidak berkesan menentu ukur ambang optima untuk perkembangan eksponen dalam masa pengiraan.
(Joliot and Mazoyer 1993)	Penemberengan 3 dimensi automatik	Menembereng ambang aras kelabu bagi jirim putih dan jirim kelabu pada imej PRM otak.
(D.B.Fogel et al 2000)	Algoritma Gentik (AG)	Degradasikan dalam keberkesanan adalah jelas apabila parameter yang dioptimumkan berkolerasi tinggi dan penumpuan pra-matang AG mengurangkan keupayaan carian.
(Maitra M. Chatterjee et al 2008)	Pengoptimuman Kawanan Partikel (PKP)	Diaplikasikan dalam imej PRM otak untuk penemberengan multi-aras ambang.
(Sathya and Kayalvizhi 2011)	bacterial foraging algorithm (APBMM)	Diaplikasikan dalam imej PRM otak untuk penemberengan multi-aras ambang.
(Feng et al. 2017)	Algoritma ambang multi-skala 3D otsu	3D Otsu berdasarkan petua penguraian yang direka bentuk untuk algoritma multi-aras ambang. Teknik turasan Laplacian tempatan cepat digunakan untuk mendapatkan skala pelbagai daripada imej input. Tujuan perwakilan multi-skala dalam algortma ini untuk membuang pengaruh hingar, sisi yang lemah atau tekstur pada keputusan penemberengan. Kekurangan algoritma ini adalah hingar pada imej asal tidak boleh ditangani dengan sempurna disebabkan oleh petua lakuran yang ringkas. Penyelidik turut mencadangkan pengurangan kerumitan masa untuk masa hadapan.

2.7 KESIMPULAN

Bab ini menerangkan tentang latar belakang kajian yang berkait dengan tajuk tesis ini iaitu penemberangan imej PRM otak, pendekatan algoritma pengoptimuman dan CH. Keseluruhan kajian kesusasteraan boleh disimpulkan seperti berikut:

- 1) Latar belakang kajian berkenaan penemberangan imej PRM otak meliputi masalah yang dihadapi, kaedah yang dicadangkan (seperti teoretik graf, gugusan dan pengambangan), proses yang dijalankan serta kelebihan dan kekurangan yang ditunjukkan oleh kajian lalu.
- 2) Latar belakang kajian berkenaan CH yang meliputi teori, masalah yang dihadapi (seperti penalaan parameter untuk peningkatan prestasi carian tempatan dan sejagat), varian CH yang dicadangkan (dengan pelbagai kaedah seperti penggunaan konsep PBP dan hibrid), serta kelebihan dan kekurangan yang ditunjukkan oleh kajian lalu.

BAB III

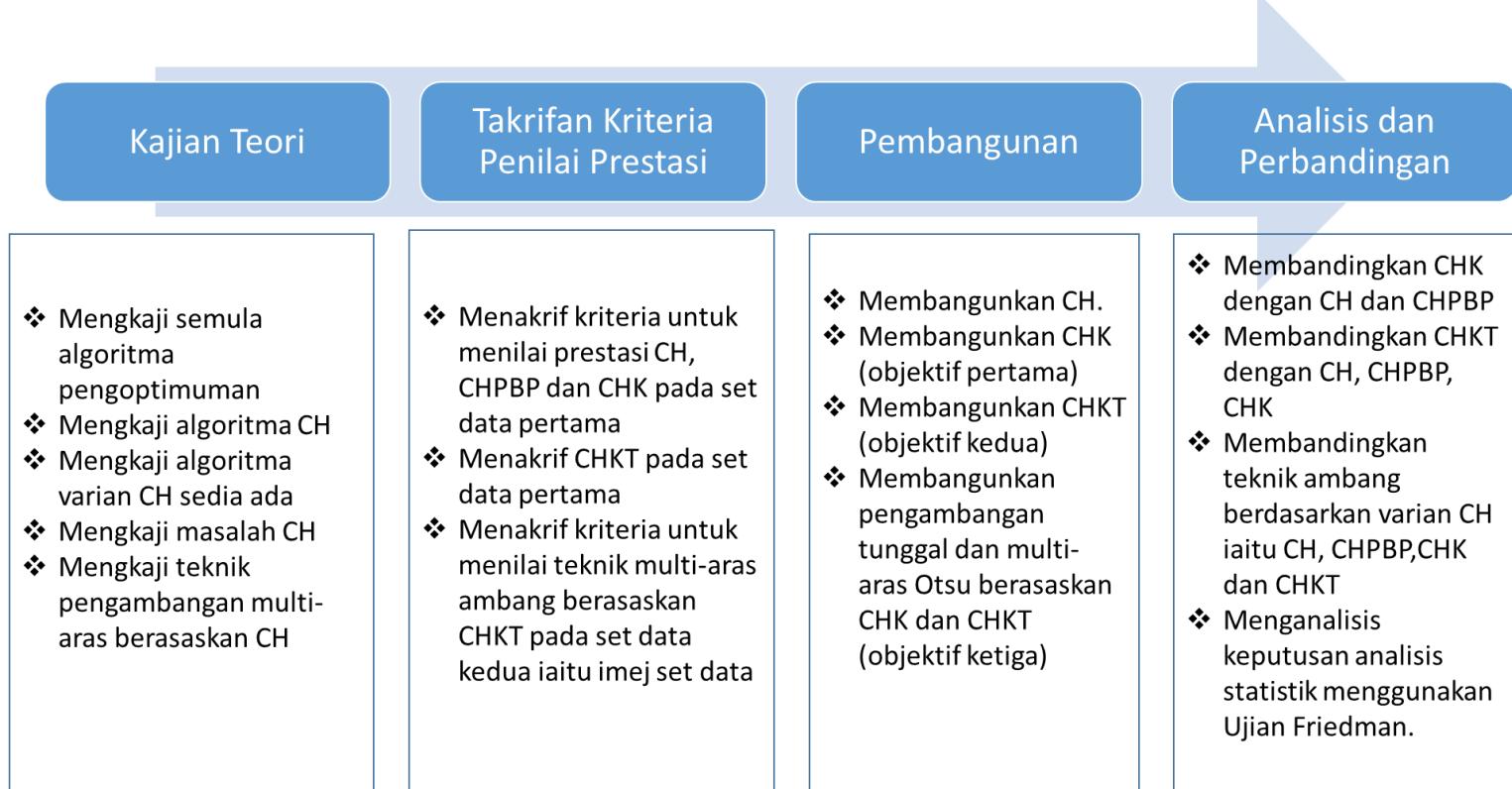
KAEDAH KAJIAN / METODOLOGI

3.1 PENGENALAN

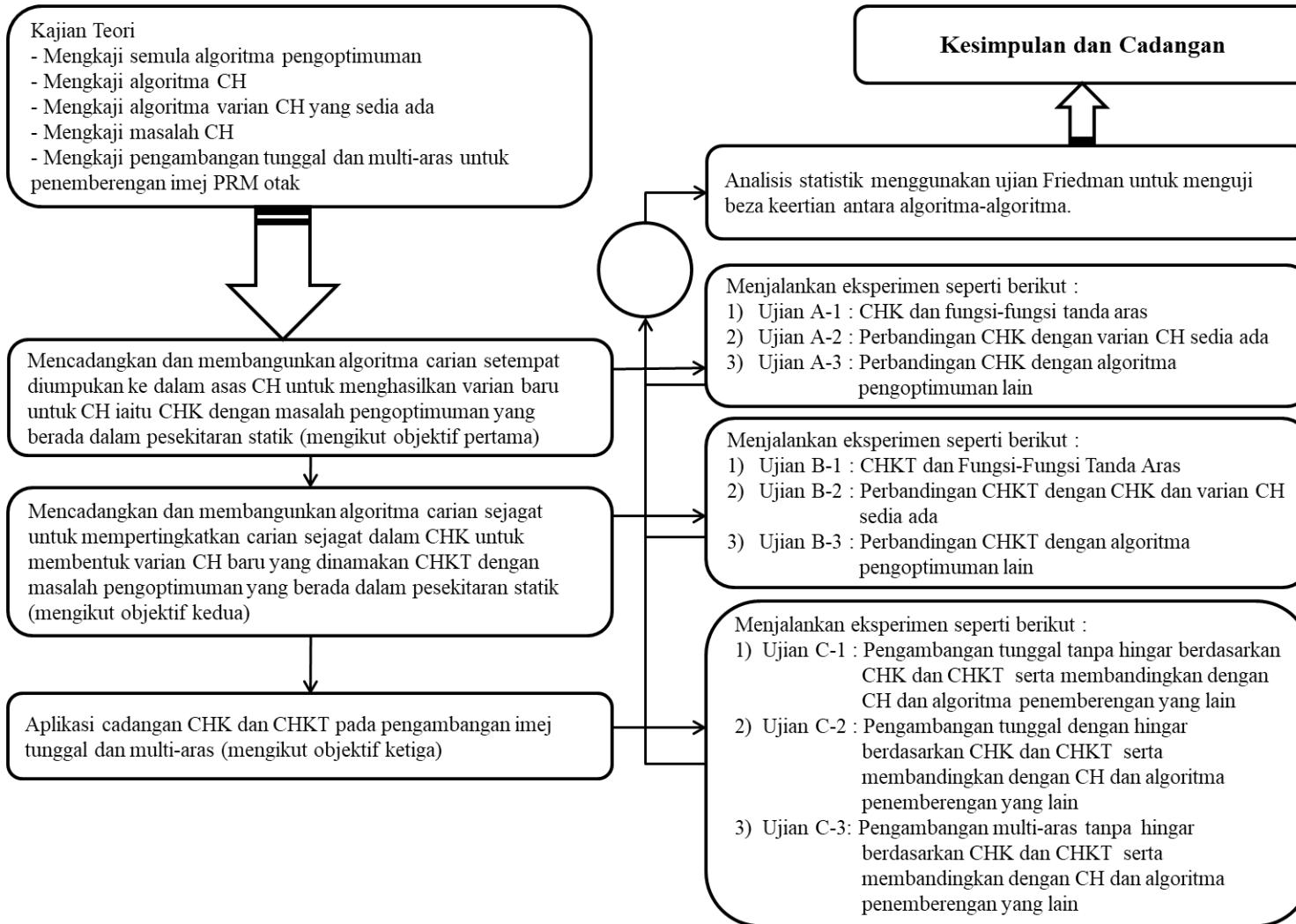
Bab ini menunjukkan metodologi yang diaplikasikan dalam kajian penyelidikan. Bab ini diatur bermula dengan Bahagian 3.2 menerangkan metodologi penyelidikan dan fasa utama dalam kajian. Bahagian ini turut membincangkan eksperimen dan analisis yang dijalankan untuk menilai dan menyiasat prestasi algoritma cadangan CH. Bahagian ini juga menerangkan kriteria penilaian yang digunakan untuk menilai algoritma cadangan pada set data berbeza dalam perbandingan berbeza. Bahagian 3.3 menunjukkan set data yang digunakan dalam kajian ini. Bahagian 3.4 menunjukkan kesimpulan bab ini.

3.2 CADANGAN PENYELIDIKAN

Cadangan penyelidikan dalam tesis ini dibangunkan dalam empat fasa iaitu kajian teori, takrifan kriteria penilaian prestasi, pembangunan, dan analisis dan perbandingan. Kesimpulan kesemua fasa ini disimpulkan seperti dalam Rajah 3.1. Manakala Rajah 3.2 menunjukkan carta alir metodologi penyelidikan yang menunjukkan eksperimen yang dijalankan bagi setiap objektif. Eksperimen yang terlibat bagi objektif pertama adalah Ujian A-1, A-2 dan A-3. Manakala eksperimen yang terlibat bagi objektif kedua adalah Ujian B-1, B-2 dan B-3. Seterusnya, eksperimen yang terlibat dalam objektif ketiga adalah Ujian C-1, C-2 dan C-3.



Rajah 3.1 Kerangka metodologi kajian tesis



Rajah 3.2 Carta alir metodologi kajian

3.2.1 Fasa Pertama : Kajian Teorikal

Merujuk kepada Rajah 3.1, fasa ini menerangkan tentang kajian kesusasteraan algoritma pengoptimuman dan metaheuristik. Antara kecerdasan kawanan, tesis ini memfokuskan kepada CH yang berkonsepkan muzik yang memerlukan pencarian harmoni yang sempurna. Algoritma ini adalah ringkas dan mudah dibangunkan.

Keseluruhan kajian menentu ukur pembangunan yang utama termasuk versi yang asas dan yang ditambah baik. Selain itu, masalah CH turut dikenal pasti. Tambahan lagi, kaji selidik berkaitan kadar pelaras nada yang terdapat dalam CH telah dijalankan.

Penemberengan imej memainkan peranan penting dalam analisis imej dan pengecaman pola. Antara yang ringkas dan digunakan secara meluas adalah pengambangan berdasarkan histogram. Tesis ini memfokuskan pada pengambangan multi aras untuk imej PRM otak. Oleh itu, kajian lalu berkaitan pengambangan ini telah dijalankan.

3.2.2 Fasa Kedua : Mentakrifkan Prestasi Kriteria Penilaian

Merujuk kepada Rajah 3.1 juga, fasa ini menerangkan tentang kriteria penilaian untuk kaedah cadangan pada set data berbeza telah ditakrifkan.

a. Kriteria Penilaian Pada Set Data Pertama (Fungsi Tanda Aras)

Dalam penilaian algoritma pada satu set masalah ujian, terutama masalah multimod, beberapa algoritma mungkin mempunyai kebarangkalian kejayaan yang kecil pada fungsi ujian tetapi menumpu dengan cepat. Sebaliknya, algoritma lain mungkin mempunyai kebarangkalian kejayaan yang lebih besar tetapi menumpu lebih perlahan (Auger & Hansen 2005a). Oleh itu, adalah baik untuk menilai prestasi algoritma dari segi kelajuan penumpuan dan Kadar Kejayaan (KK). Satu cara untuk melakukan ini adalah menggunakan ukuran Prestasi Kejayaan (PK) (Auger & Hansen 2005a). PK adalah bilangan penilaian fungsi yang dijangkakan untuk mencapai tahap kejayaan tertentu (tahap ketepatan) pada fungsi tertentu. Nilai PK yang lebih rendah untuk

algoritma pada satu masalah bermakna algoritma lebih cepat dalam menyelesaikan masalah itu. PK adalah prestasi kejayaan algoritma pada fungsi tertentu dan boleh ditakrifkan dalam Persamaan ...(3.1) (Auger & Hansen 2005a; Suganthan et al 2005).

$$PK = \frac{\min(FES_{berjaya})}{P_{berjaya}} \quad \dots(3.1)$$

dengan PK, $\min(FES_{berjaya})$ adalah bilangan min penilaian fungsi untuk larian yang berjaya, dan $P_{berjaya}$ adalah kebarangkalian kejayaan algoritma pada fungsi, dan $P_{berjaya} = \frac{LN_{berjaya}}{LN_{Semua}}$, dengan $LN_{berjaya}$ adalah bilangan larian yang berjaya, dan LN_{Semua} adalah jumlah larian yang dijalankan. Setiap larian algoritma pada fungsi dianggap berjaya apabila nilai ralat fungsi itu kurang daripada atau sama dengan tahap penerimaan (ketepatan) yang ditetapkan untuk fungsi tersebut.

Dari Persamaan ...(3.1), dapat dilihat bahawa $PK = \min(FES_{berjaya})$ dalam kes $KK = 100\%$ dengan $P_{berjaya} = 1$. Oleh itu, untuk membandingkan kelajuan penumpuan bagi satu set algoritma dengan KK sebanyak 100%, bilangan min penilaian boleh digunakan. Walau bagaimanapun, apabila KK algoritma adalah nilai yang berbeza, KK harus diambil kira sebagai tambahan kepada min jumlah penilaian hanya dalam larian yang berjaya untuk menilai kelajuan penumpuan. Oleh itu, tiga metrik prestasi digunakan untuk menilai prestasi mencadangkan CHK pada set data pertama; iaitu nilai min kecerdasan yang terbaik, PK, dan KK (lihat Bab IV). Nilai min kecerdasan terbaik dipilih sebagai penunjuk prestasi untuk menentukan kualiti penyelesaian yang diperolehi menggunakan algoritma CHK yang dicadangkan, sedangkan PK digunakan untuk menentukan kelajuan penumpuan algoritma. KK adalah salah satu kriteria prestasi yang digunakan dalam kesusasteraan untuk menilai kebolehpercayaan algoritma. Ia boleh dikira seperti berikut: $KK = P_{berjaya} \times 100$.

Set eksperimen bagi algoritma CHK ditunjukkan seperti Jadual 3.1 untuk masalah 30 dan 50 dimensi dalam perbandingan antara CH. Setiap larian algoritma yang dicadangkan ditamatkan apabila bilangan penilaian mencapai Maks_FP dan nilai $F = f(x_{terbaik})$ diambil kira sebagai nilai fungsi terbaik. Algoritma CHK untuk

menganalisis kelakuan penumpuan CHK, graf penumpuan untuk 56 fungsi tanda aras seperti dalam Jadual 3.4 terhadap nilai kecergasan yang terbaik digunakan.

Jadual 3.1 Set eksperimen untuk CHK

Perkara	Bilangan
Larian eksperimen	50
Maksimum fungsi penilaian (Maks_FP)	3.00E+03

CHKT yang merupakan lanjutan daripada CHK turut menggunakan set data pertama dan penilaian tiga kriteria digunakan; iaitu, nilai min fungsi objektif, PK, dan KK (lihat Bab V). Nilai min ralat fungsi memberi petunjuk kualiti bagi penyelesaian akhir yang diperoleh oleh algoritma CHKT yang dicadangkan. Seperti yang dinyatakan sebelum ini, nilai fungsi dikira seperti berikut: $F = f(x_{terbaik})$. Bagi PK dan KK, ia digunakan dengan set data pertama untuk menentukan kelajuan penumpuan dan untuk menilai kebolehpercayaan CHKT, masing-masing. Di samping itu, graf penumpuan untuk setiap fungsi bagi kes dimensi, $d = 30$ dan $d = 50$ mengambil kira bilangan penilaian fungsi yang berjaya dicapai. Graf ini menunjukkan prestasi min jumlah larian. Selanjutnya, parameter tambahan yang berkaitan dengan CHKT yang dicadangkan dan dianalisis.

CHKT yang menggunakan set data pertama iaitu 56 fungsi tanda aras ini menggunakan dimensi, $d = 30$ dan $d = 50$ dengan bilangan larian eksperimen dan Maks_FP ditunjukkan seperti dalam Jadual 3.2. Setiap larian CHKT ditamatkan apabila mencapai Maks_FP. Setiap larian algoritma adalah ditentukan untuk menjadi berjaya apabila dalam nilai fungsi (F) kurang daripada atau sama dengan tahap ketepatan yang ditetapkan oleh fungsi tanda aras tersebut.

Jadual 3.2 Set eksperimen untuk CHKT

Perkara	Bilangan
Larian eksperimen	50
Maksimum fungsi penilaian (Maks_FP)	3.00E+03

b. Kriteria Penilaian Pada Set Data Kedua (Imej PRM Otak Tanda Aras)

Untuk menilai prestasi kaedah ambang yang berasaskan CHKT yang dicadangkan, tiga metrik prestasi digunakan, iaitu nilai objektif min yang dikaitkan dengan kriteria

ambang, masa pengiraan berdasarkan Unit Pemprosesan Pusat (UPP), Keseragaman (KSGM) dan Nisbah Puncak Isyarat-Hingar (NPIH). Selanjutnya, tingkah laku penumpuan dan kestabilan algoritma cadangan dianalisis. Nilai objektif min kriteria yang digunakan dipilih sebagai penunjuk prestasi kepada kepastian kualiti penyelesaian (ambang) yang diperoleh menggunakan CHKT berdasarkan kepada kriteria yang digunakan. Masa UPP dipilih untuk memberi idea tentang kelajuan penumpuan daripada algoritma.

Berkenaan dengan kriteria ketiga, ukuran KSGM digunakan untuk menentukan kualiti imej ambang yang diperoleh menggunakan kaedah CHKT berasaskan berasaskan Otsu. KSGM rantau ini pertama kali dicadangkan oleh Levine dan Nazif (1985) untuk mengukur kualiti sistem penemberengan imej. Kemudian, Sahoo et al. (1988) mencadangkan penggunaan langkah ini dan telah menggunakannya untuk menilai prestasi algoritma ambangan. Sejak itu, ukuran KSGM telah meluas digunakan dalam kesusasteraan. Nilai KSGM antara 0 dan 1. Nilai yang lebih tinggi daripada KSGM bermaksud kualiti imej yang diambil adalah lebih baik. Ukuran KSGM diberikan seperti Persamaan (3.2).

$$KSGM = 1 - 2 * c * \frac{\sum_{j=0}^c \sum_{i \in R_j} (f_i - \mu_j)^2}{N * (f_{max} - f_{min})^2}, \quad \dots(3.2)$$

dengan c bilangan ambang, R_j adalah rantau tembereng bagi j , f_i ialah tahap kelabu nilai piksel i , μ_j adalah min bagi nilai aras-kelabu bagi piksel tersebut yang dibahagikan rantau j , N adalah jumlah piksel dalam imej yang diberikan, f_{max} adalah nilai maksimum aras-kelabu piksel dalam imej yang diberikan, f_{min} ialah nilai minimum aras-kelabu piksel dalam imej yang diberikan.

Kriteria keempat pula adalah dua metrik yang digunakan untuk membandingkan imej penemberengan tersebut dan imej asal ialah Min Kuasa Dua Ralat (MKDR) dan NPIH. MKDR adalah kesalahan kuadrat kumulatif antara imej penemberengan dan imej asal, dengan NPIH adalah ukuran ralat puncak. NPIH telah digunakan sebagai model matematik piawai untuk mengukur objektif perbezaan antara kedua-dua imej tersebut. Ralat Punca Min Kuasa Dua (RPMKD) adalah punca

kuasa dua bagi MKDR. Rumus matematik untuk kedua-duanya adalah seperti dalam Persamaan (3.3) dan Persamaan (3.4).

$$RPMKD = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I(i,j) - \hat{I}(i,j)]^2} \quad \dots(3.3)$$

$$NPIH = 20\log_{10}\left(\frac{255}{RPMKD}\right) \quad \dots(3.4)$$

dengan I dan \hat{I} adalah imej asal dan ambang, masing-masing. Manakala $M \times N$ adalah dimensi imej. Nilai yang lebih rendah daripada MKDR menunjukkan kurang ralat, dan seperti yang dilihat dalam hubungan songsang antara MKDR dan NPIH. Oleh itu, hubungan ini diterjemahkan kepada nilai NPIH yang tinggi.

CHKT dijalankan sebanyak 50 kali untuk setiap masalah pengoptimuman ambangan. Untuk perbandingan visualisasi, imej ambangan yang terhasil setelah penggunaan algoritma CHKT berdasarkan Otsu dibentangkan dengan pengambilan tahap ambangan yang berlainan tahap ($c = 2, 3, 4$, dan 5) untuk semua imej ujian.

3.2.3 Fasa Ketiga : Pembangunan dan Pelaksanaan Algoritma Cadangan

Pertama sekali, CH telah dibangunkan. Kemudian, varian CH (CHK) yang mencadangkan penambah baikan bahagian tempatan dibangunkan. Kemudian, varian CH (CHKT) berdasarkan yang mencadangkan penambah baikan bahagian sejagat dibangunkan. CHK dan CHKT ini dibandingkan dengan varian CH yang lain dengan menggunakan fungsi ujian tanda aras. Akhir sekali, CHK dan CHKT ini diaplikasikan dalam pengambangan tunggal dan multi-aras dengan berasaskan kriteria Otsu.

Dalam fasa ini, kerangka konsep bagi algoritma cadangan ini direka bentuk dan ditunjukkan seperti dalam Rajah 3.3. Kerangka ini mempunyai tujuh segmen. Empat segmen pertama adalah empat segmen untuk komponen CH. Penambah baikan CH dicapai dalam satu atau lebih segmen untuk menambah baik prestasi CH. Segmen kelima ini adalah output bagi CH yang telah ditambah baik. Prestasi CH yang ditambah baik ini dinilai berdasarkan fungsi ujian tanda aras bagi masalah

pengoptimuman statik. Akhir sekali, cadangan varian CH ini diaplikasikan untuk menyelesaikan masalah pengoptimuman dalam bidang yang spesifik.

Dalam penyelidikan ini, tiada penambah baikan pada bahagian penalaan parameter. Oleh itu, parameter ditala dengan cuba dan ralat. Kemudian, pada bahagian pengawalan populasi, tiada penambah baikan dilakukan untuk menghasilkan algoritma cadangan pertama iaitu CHK. Pengawalan populasi CHK menggunakan kaedah pengawalan populasi yang terdapat dalam (Ouyang et al. 2017). CHK mempunyai bahagian carian tempatan yang ditambah baik dengan swa-penesuaian dengan petua strategi tambahan dan pemberian kosinus. CHK ini digunakan untuk menyelesaikan masalah pengoptimuman statik berdasarkan fungsi ujian tanda aras.

Seterusnya, algoritma cadangan kedua iaitu CHKT menjalankan penambah baikan melalui gabungan dua bahagian iaitu pengawalan populasi dan carian sejagat. Pengawalan populasi dan carian sejagat yang terdapat dalam CHKT kedua-duanya menjalankan penambah baikan dengan Multi-Pembelajaran Berasaskan Pertentangan dengan pemberian tangen. CHKT ini digunakan untuk menyelesaikan masalah pengoptimuman statik berdasarkan fungsi ujian tanda aras. Kaedah cadangan CHK dan CHKT diaplikasikan untuk pengambangan multi aras berdasarkan kriteria Otsu.

a. Persekitaran Eksperimen

Eksperimen ini menggunakan Matlab Language dengan Intel (R) Core™ i7-2620M UPP @ 2.70GHz 2.70 GHz dan 4.00 GB RAM di bawah sistem operasi Microsoft 10 Pro.

3.2.4 Fasa Keempat : Perbandingan dan Penilaian

Dalam fasa ini, algoritma cadangan telah dibandingkan dengan varian CH. Penetap parameter untuk set data yang berlainan juga telah ditakrifkan.

a. Eksperimen Pada Set Data Pertama (Fungsi Ujian Tanda Aras)

Dalam bidang pengiraan evolusi, menjadi kebiasaan untuk membanding algoritma-algoritma berlainan menggunakan set ujian yang besar, terutama semasa menguji pengoptimuman fungsi. Walau bagaimanapun, set masalah ujian yang berbeza berkemungkinan membawa kepada pincang semasa menganalisis prestasi bagi algortima tersebut.

Bagi mengukur sama ada algoritma tersebut lebih baik atau sebaliknya, set ujian yang besar iaitu 56 masalah tanda aras yang mempunyai cirian berbeza digunakan. Walaupun masih ada lagi set ujian yang tidak dilarikan, namun set ujian ini cukup besar untuk dijalankan yang terdiri daripada pelbagai jenis masalah iaitu unimod, multimod, sekata, tak-sekata, terpisahkan, tak-terpisahkan dan multi-dimensi. Dimensi yang digunakan dalam eksperimen ini adalah sebanyak 30 dimensi.

Bilangan penilaian maksimum dan larian ditunjukkan seperti Jadual 3.3. Nama fungsi, persamaan, julat awal, julat carian, dimensi, nilai optima sejagat dan cirian disenaraikan seperti dalam Jadual 3.4. CHK dan CHKT dibandingkan dengan algoritma KPCH, CHPS, KPCH, CHDS, CHDB, CHSN, CH+OMP, CHTSDB, CHTC, CHTSPS, CHTS dan asas CH dengan menggunakan set data pertama ini.

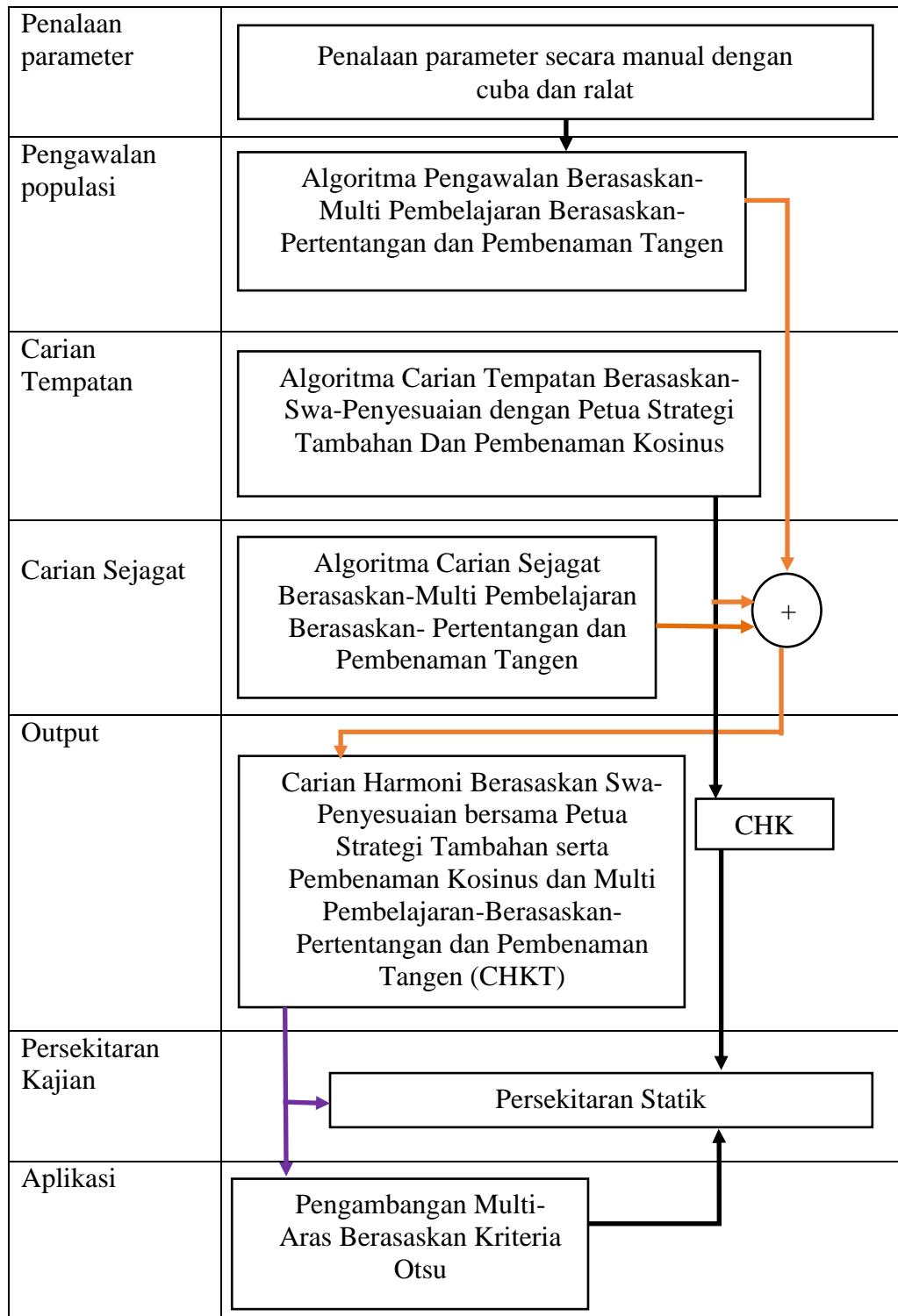
Jadual 3.3 Set eksperimen untuk CHK-Otsu dan CHKT-Otsu

Perkara	Bilangan
Larian eksperimen	50
Maksimum fungsi penilaian (Maks_FP)	3.00E+03

b. Eksperimen pada Set Data Kedua (Imej PRM Otak Tanda Aras)

Terdapat dua jenis pengambangan yang diuji, iaitu pengambangan tunggal dan multi-aras. Pengambangan tunggal adalah dengan menembereng imej kepada dua kelas. Manakala multi-aras pula adalah membahagikan imej kepada beberapa kelas. Kaedah bilangan pengambangan yang baik telah dicadangkan dalam kajian kesusasteraan pada tahun yang lalu. Teknik pemilihan ambang ini telah dikelaskan kepada teknik sejagat dan tempatan. Namun, CHKT yang berkonsepkan gabungan petua strategi tambahan, pembedaman kosinus, penggunaan multi pembelajaran berasaskan-pertentangan

tempatan dan tambahan parameter tangen ini mampu menghasilkan carian sejagat yang lebih optima. CHK dan CHKT dibandingkan dengan asas CH, CHPBP, AL-LT, MS3D Otsu, 1D Otsu, dan PP3D Otsu untuk pengambangan tunggal. Manakala dalam ujian pengambangan multi-aras, CHK dan CHKT dibandingkan dengan asas CH, CHPBP, AL-LT, MS3D Otsu, AG, APBMM, PBMM dan PKP.



Rajah 3.3 Kerangka konsep bagi penyelidikan tesis

3.3 SET DATA

Dua set data digunakan dalam kajian ini untuk menguji dan membandingkan prestasi kaedah cadangan CH dengan variannya. Set data pertama adalah 56 fungsi ujian tanda aras peminimuman statik piawai yang berdimensi-tinggi dan set data kedua pula adalah 10 piawaian imej ujian bagi imej PRM otak untuk menilai kaedah cadangan pada pengambangan multi-aras.

3.3.1 Set Data Pertama (Fungsi Ujian Tanda Aras)

Set data pertama adalah 56 fungsi ujian tanda aras terdiri daripada Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT) dan Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT). Tanda aras ini telah digunakan secara meluas dalam kajian lalu untuk menguji menganalisis prestasi algoritma pengoptimuman secara umum Jadual 3.4 menunjukkan set data yang digunakan dalam kajian tesis ini.

Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF) , Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D))

NF	MF	C	JA	NOS
Sphere	$f_1 = \sum_{i=1}^D x_i^2$	UT	$[-100,100]^D$	0
Schwefel 2.22	$f_2 = \sum_{i=1}^D \ x_i\ + \prod_{i=1}^D \ x_i\ $	UTT	$[-100,100]^D$	0
Schwefel 1.2	$f_3 = \sum_{i=1}^D \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	UTT	$[-100,100]^D$	0
Schwefel 2.21	$f_4 = \max\{ x_i , 1 \leq i \leq D\}$	UT	$[-100,100]^D$	0
Rosenbrock	$f_5 = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2]$	UTT	$[-30,30]^D$	0
Step	$f_6 = \sum_{i=1}^D (x_i + 0.5)^2$	UT	$[-100,100]^D$	0
Quartic	$f_7 = \sum_{i=1}^D i x_i^4 + \text{random}[0,1]$	UT	$[-1.28,1.28]^D$	0

Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF) , Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D)) (sambungan)

NF	MF	C	JA	NOS
Schwefel	$f_8 = \sum_{i=1}^D -x_i \times \sin \sqrt{\ x_i\ }$		MT [-500,500] ^D	-418.9829D
Rastrigin	$f_9 = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$		MT [-5.12,5.12] ^D	0
Ackley	$f_{10} = -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos 2\pi x_i \right) + 20e$		MTT [-32,32] ^D	0
Griewank	$f_{11} = \frac{1}{4000} \left(\sum_{i=1}^D x_i^2 \right) - \prod_{i=1}^D \cos \left(x_i / \sqrt{i} \right) + 1$		MTT [-600,600] ^D	0

Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF), Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D)) (sambungan)

NF	MF	C	JA	NOS
Penalized			MTT	$[-50,50]^D$
	$f_{12} = \frac{\pi}{D} \left\{ 10 \sin^2(\pi y_i) + \sum_{i=1}^D (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})] \right.$ $\left. + (y_n - 1)^2 \right\} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 10, 100, 4) y_i = 1 + \frac{1}{4}(x_i + 1)$			0
Penalized 2	$f_{13} = 0.1 \left\{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^{D-1} (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_{i+1})] \right.$ $\left. + (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_n)] \right\} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 5, 100, 4)$ $u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m, & x_i > a \\ 0, & -a \leq x_i \leq a \\ k(-x_i - a)^m, & x_i < -a \end{cases}$	MTT	$[-50,50]^D$	0
Foxholes	$f_{14} = \left[\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6} \right]^{-1}$	MT	$\begin{bmatrix} -65.536 \\ 65.536 \end{bmatrix}^2$	0.998
Kowalik	$f_{15} = \sum_{i=1}^{11} (a_i - \frac{x_1(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4})^2$	MTT	$[-5,5]^4$	3.08E-04
6 hump camel back	$f_{16} = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2 \square$	MTT	$[-5,5]^2$	-1.0316
Branin	$f_{17} = \left(x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2}x_1^2 + \frac{5}{\pi}x_1 - 6 \right)^2 + 10 \left(1 - \frac{1}{8\pi} \right) \cos x_1 + 10$	MT	$\begin{bmatrix} [-5,10]^2 \text{ or} \\ [0,15]^2 \end{bmatrix}$	0.398

Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF) , Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D)) (sambungan)

NF	MF	C	JA	NOS
Hartman 3	$f_{19} = - \sum_{i=1}^4 c_i \exp[- \sum_{j=1}^3 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2]$	MTT	$[0,1]^3$	3.86278
Hartman 6	$f_{20} = - \sum_{i=1}^4 c_i \exp[- \sum_{j=1}^6 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2]$	MTT	$[0,1]^6$	-3.32
Shubert	$f_{21} = \prod_{i=1}^2 \sum_{j=1}^5 j \cos(j+1)x_i + j$	MTT	$[-10,10]^2$	86.7309
Goldstein	$f_{22} = \exp(0.5(x_1^2 + x_2^2 - 25)^2) + \sin^4(4x_1 - 3x_2) + 0.5(2x_1 + x_2 - 10)^2$	MTT	$[-5,5]^2$	1
Price 2				
Schaffer	$f_{23} = \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} - 0.5$	MTT	$[-100,100]^2$	-1
Schaffer 7	$f_{24} = \sum_{i=1}^{n-1} [(x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.25} (\sin(50(x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.1})^2 + 1)]$	MTT	$[-100,100]^D$	0
Zakharov	$f_{25} = \sum_{i=1}^2 x_i^2 + \left(\sum_{i=1}^2 0.5ix_i \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^2 0.5ix_i \right)^4$	UTT	$[-100,100]^D$	0
Shifted Rotated Conditioned Elliptic Function	$f_{26} = \sum_{i=1}^N (10^6)^{\frac{i-1}{N-1}} z_i^2 - 450, z = x - o$	UTT	$[-100,100]^D$	-450
Shifted Schwefel's Problem with Noise	$f_{27} = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^i z_j \right)^2 (1 + 0.4 \times N(0,1)) - 450$	UTT	$[-100,100]^D$	-450
	$z = x - o$			

Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF) , Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D)) (sambungan)

NF	C	JA	NOS
Stepint	$f_{28} = 25 + \sum_{i=1}^5 \lfloor x_i \rfloor$	UT	$[-5.12, 5.12]^D$ 0
Sum Squares	$f_{29} = \sum_{j=1}^D i x_i^2$	UT	$[-10, 10]^D$ 0
Beale	$f_{30} = (1.5 - x_1 + x_1 x_2)^6 + (2.25 - x_1 + x_1 x_2)^2 + (2.625 - x_1 + x_1 x_1^3)^2$	UTT	$[-4.5, 4.5]^5$ 0
Easom	$f_{31} = -\cos(x_1) \cos(x_2) \exp(-(x_1 - \pi)^2 - (x_2 - \pi)^2)$	UTT	$[-100, 100]^2$ -1
Matyas	$f_{32} = 0.26(x_1^2 + x_2^2) - 0.48x_1 x_2$	UTT	$[-10, 10]^2$ 0
Colville	$10(x_1^2 - x_2) + (x_1 - 1)^2 + (x_3 - 1)^2 + 90(x_3^2 - x_4)^2 + 10.1((x_2 - 1)^2 + (x_4 - 1)^2) + 19.8((x_2 - 1)(x_4 - 1))$	UTT	$[-10, 10]^4$ 0
Trid 6	$f_{34} = \sum_{i=1}^D (x_i - 1)^2 - \sum_{i=2}^D x_i x_{i-1}$	UTT	$[-D^2, D^2]^6$ 50
Trid 10	$f_{35} = \sum_{i=1}^D (x_i - 1)^2 - \sum_{i=2}^D x_i x_{i-1}$	UTT	$[-D^2, D^2]^{10}$ 210

Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF) , Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D)) (sambungan)

NF	MF	C	JA	NOS
Powell	$f_{36} = \sum_{i=1}^{D/k} [(x_{4i-3} + 10x_{4i-2})^2 + 5((x_{4i-1} - x_{4i})^2 + (x_{4i-2} + x_{4i-1})^4 + 10((x_{4i-3} - x_{4i})^4)]$	UTT	$[-4,5]^{24}$	0
Bohachevsky1	$f_{37} = x_1^2 + 2x_2^2 - 0.3 \cos(3\pi x_1) - 0.4 \cos(4\pi x_2) + 0.7$	MT	$[-100,100]^2$	0
Bohachevsky2	$f_{38} = x_1^2 + 2x_2^2 - 0.3 \cos(3\pi x_1) \cos(4\pi x_2) + 0.3$	MT	$[-100,100]^2$	0
Bohachevsky3	$f_{39} = x_1^2 + 2x_2^2 - 0.3 \cos(3\pi x_1) \cos(4\pi x_2) + 0.3$	MT	$[-100,100]^2$	0
Booth	$f_{40} = (x_1^2 + 2x_2^2 - 7)^2 + (2x_1 + x_2 - 5)^2$	MT	$[-10,10]^2$	0
Michalewicz 2	$f_{41} = - \sum_{i=1}^2 \sin(x_i) \sin(x_i^2 / \pi)^{20}$	MT	$[0, \pi]^2$	0
Michalewicz 5	$f_{42} = - \sum_{i=1}^2 \sin(x_i) \sin(x_i^2 / \pi)^{20}$	MT	$[0, \pi]^5$	0

Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF) , Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D)) (sambungan)

NF	MF	C	JA	NOS
Michalewicz 10	$f_{43} = - \sum_{i=1}^2 \sin(x_i) \sin(x_i^2/\pi)^{20}$		MT	$[0, \pi]^{10}$ 0
Perm	$f_{44} = \sum_{k=1}^D \left[\sum_{i=1}^D (i^k + b)(x_i/i)^k - 1 \right]^2$		MTT	$[-D, D]^4$ 0
Powersum	$f_{45} = \sum_{k=1}^D \left[\left(\sum_{i=1}^D x_i^k \right) - b_k \right]^2$		MTT	$[0, D]^4$ 0
Lanferman 2	$f_{46} = - \sum_{i=1}^m c_i \left(\exp\left(-\frac{1}{\pi} \sum_{j=1}^D (x_j - a_{ij})^2\right) \cos\left(\pi \sum_{j=1}^D (x_j - a_{ij})^2\right) \right)$		MTT	$[0, 10]^2$ 0
Lanferman 5	$f_{47} = - \sum_{i=1}^m c_i \left(\exp\left(-\frac{1}{\pi} \sum_{j=1}^D (x_j - a_{ij})^2\right) \cos\left(\pi \sum_{j=1}^D (x_j - a_{ij})^2\right) \right)$		MTT	$[0, 10]^5$ 0
Lanferman 10	$f_{48} = - \sum_{i=1}^m c_i \left(\exp\left(-\frac{1}{\pi} \sum_{j=1}^D (x_j - a_{ij})^2\right) \cos\left(\pi \sum_{j=1}^D (x_j - a_{ij})^2\right) \right)$		MTT	$[0, 10]^{10}$ 0
Fletcher Powell 2	$f_{49} = \sum_{i=1}^D (A_i - B_i)^2$ $A_i = \sum_{j=1}^D (a_{ij} \sin \alpha_j + b_{ij} \cos \alpha_j), B_i = \sum_{j=1}^D (a_{ij} \sin x_j + b_{ij} \cos x_j)$		MTT	$[-\pi, \pi]^2$ 0

Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF) , Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D)) (sambungan)

NF	MF	C	JA	NOS
Fletcher Powell 5	$f_{50} = \sum_{i=1}^D (A_i - B_i)^2$ $A_i = \sum_{j=1}^D (a_{ij} \sin \alpha_j + b_{ij} \cos \alpha_j), B_i$ $= \sum_{j=1}^D (a_{ij} \sin x_j + b_{ij} \cos x_j)$		MTT	$[-\pi, \pi]^5$
Fletcher Powell 10	$f_{51} = \sum_{i=1}^D (A_i - B_i)^2$ $A_i = \sum_{j=1}^D (a_{ij} \sin \alpha_j + b_{ij} \cos \alpha_j), B_i$ $= \sum_{j=1}^D (a_{ij} \sin x_j + b_{ij} \cos x_j)$		MTT	$[-\pi, \pi]^{10}$
NC Rastrigin	$f_{52} = \sum_{i=1}^D (y_i^2 - 10 \cos(2\pi y_i) + 10)$ $y_i = \begin{cases} x_i, x_i < 0.5 \\ \frac{\text{round}(2x_i)}{2}, x_i \geq 0.5 \end{cases}$		MT	$[-5.12, 5.12]^L$
Dixon-Price	$f_{53} = (x_1 - 1)^2 + \sum_{i=2}^D i(2x_i^2 - x_{i-1})^2$		UTT	$[-10, 10]^D$
Shekel 2	$f_{54} = - \sum_{i=1}^2 [(x - a_i)(x - a_i)^T + c_i]^{-1}$		MTT	$[0, 10]^2$
				$-\sum_{i=1}^2 (1/c_i)$

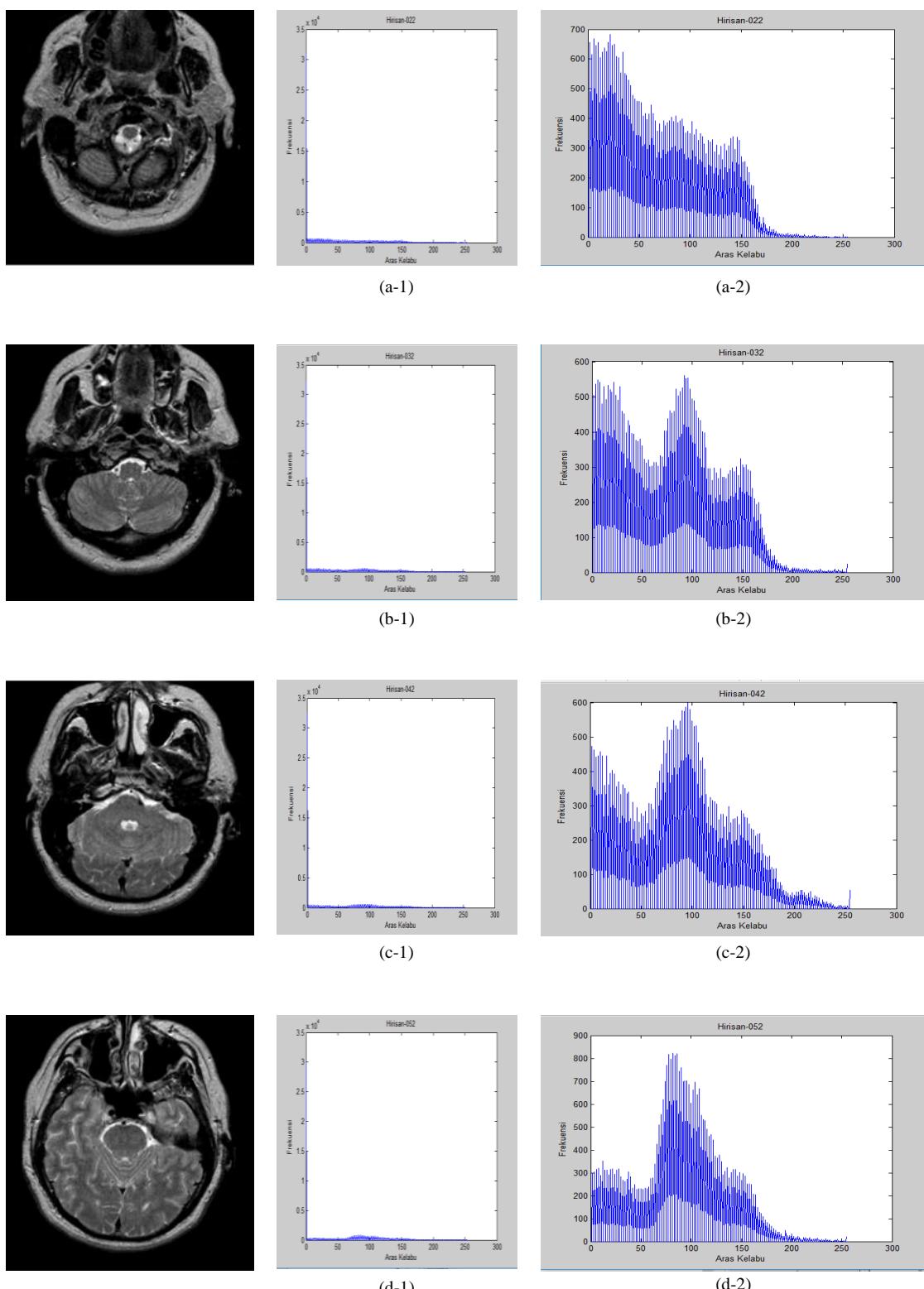
Jadual 3.4 Fungsi ujian tanda aras (Nama Fungsi (NF) , Model Fungsi (MF), Cirian (C), Julat Awal (JA), Nilai Optima Sejagat (NOS), Unimod-Terpisahkan (UT), Unimod-Tak-Terpisahkan (UTT), Multimod-Terpisahkan (MT), Multimod-Tak-Terpisahkan (MTT), Bilangan Dimensi (D)) (sambungan)

NF	MF	C	JA	NOS
Shekel 5	$f_{55} = - \sum_{i=1}^5 [(x - a_i)(x - a_i)^T + c_i]^{-1}$	MTT	$[0,10]^5$	$-\sum_{i=1}^5 (1/c_i)$
Shekel 10	$f_{56} = - \sum_{i=1}^{10} [(x - a_i)(x - a_i)^T + c_i]^{-1}$	MTT	$[0,10]^{10}$	$-\sum_{i=1}^{10} (1/c_i)$

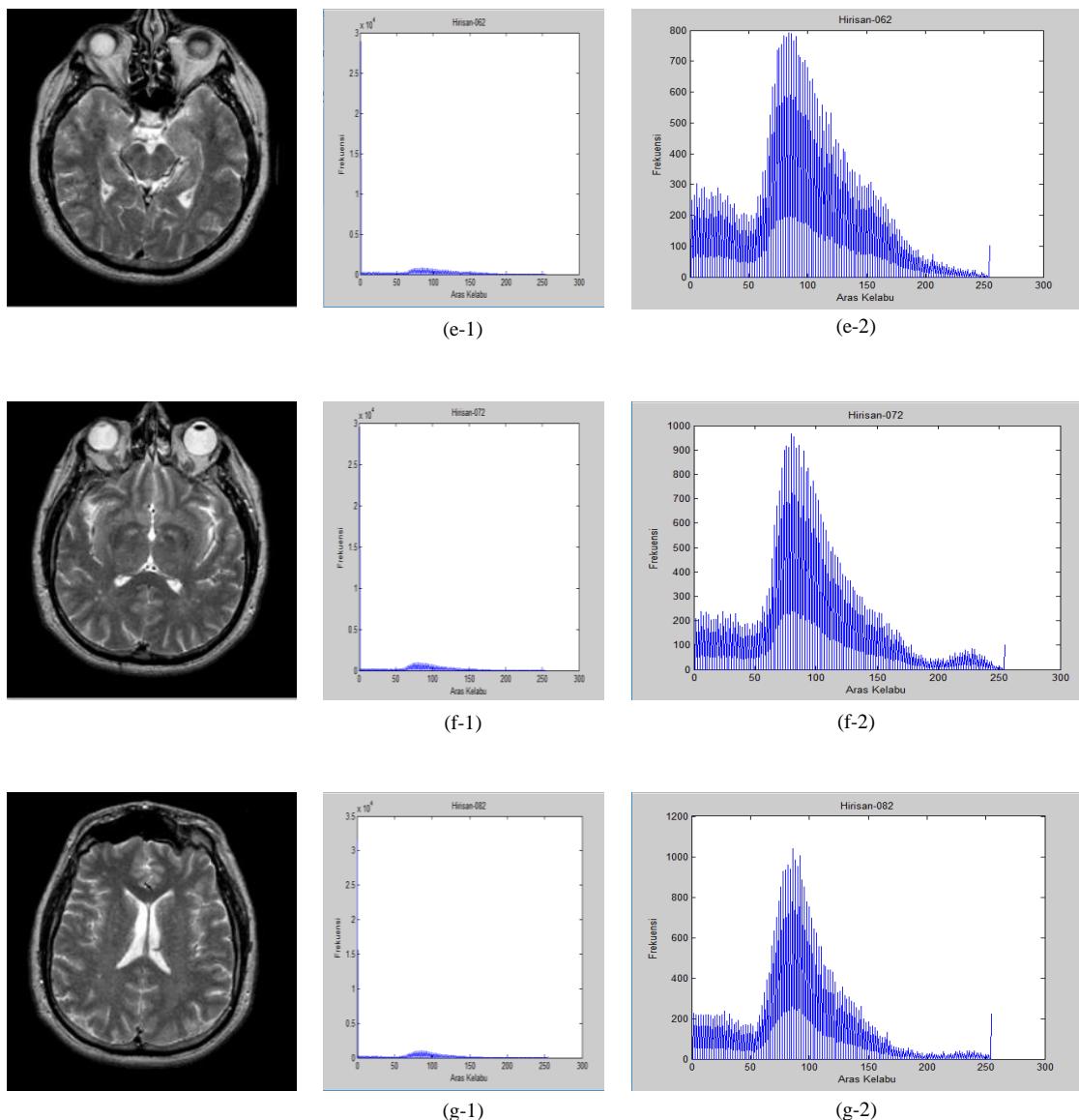
3.3.2 Set Data Kedua (Imej PRM Otak Tanda Aras)

Set data ini digunakan untuk menilai cadangan algoritma pengambangan multi-aras CHKT-Otsu. Berdasarkan Rajah 3.4, 10 set data imej PRM otak di muat turun daripada laman sesawang Harvard Medical School (<http://www.med.harvard.edu/aanlib/home.html>). Dalam laman sesawang ini, imej PRM otak yang bercirian T2 dengan potongan paksi (*axial*) dipilih. T2 merupakan warna cecair dalam otak yang kelihatan lebih terang berbanding tisu. Imej PRM otak tanda aras ini telah digunakan dalam kajian lalu seperti (Feng et al. 2017).

Imej PRM otak tersebut adalah hirisan-22, hirisan-32, hirisan-42, hirisan-52, hirisan-62, hirisan-72, hirisan-82, hirisan-92, hirisan-102 dan hirisan-112, berturutan. Saiz kesemua imej ini ialah 256×256 yang berformat ‘*png*’. Bilangan ambang yang diuji adalah empat ambang iaitu ambang (c) = 2, 3, 4, dan 5. Dengan itu, dimensi untuk masalah pengoptimuman ialah $d = 2, 3, 4$ dan 5 , masing-masing. Oleh itu, jumlah masalah pengoptimuman yang diuji adalah sebanyak 40 untuk setiap kaedah ambang yang dikaji. Setiap masalah pengoptimuman adalah sebanyak 50 kali secara berasingan.



Rajah 3.4 Imej ujian digunakan dalam set data ketiga ialah imej PRM otak aras bagi hirisan #23~#112 dan histogramnya untuk (a-1)-(j-1) bagi kesemua piksel iaitu dari 0 hingga 255. Manakala (a-2)-(j-2) masing-masing yang dizum dari piksel 1 hingga 255. (Sumber imej : <http://www.med.harvard.edu/aanlib/home.html>)



Rajah 3.4 Imej ujian digunakan dalam set data ketiga ialah imej PRM otak aras bagi hirisan #23~#112 dan histogramnya untuk (a-1)-(j-1) bagi kesemua piksel iaitu dari 0 hingga 255. Manakala (a-2)-(j-2) masing-masing yang dizum dari piksel 1 hingga 255 (sambungan). (Sumber imej : <http://www.med.harvard.edu/aanlib/home.html>)