



แบบจำลองของเกณฑ์การหยุดทำงานของฟัซซีดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน

แบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ

Fuzzy Multiobjective Differential Evolution Stopping Criteria

Based on Performance Metrics Feedback

ฉัตรแก้ว จริยตันติเวทย์

พลกฤษณ์ จริยตันติเวทย์

งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนจากงบประมาณเงินรายได้

ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2562

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

## บทคัดย่อ

ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันเป็นอัลกอริทึมที่นำมาใช้ในการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดตามวัตถุประสงค์ที่ต้องการ ซึ่งอาจมีเพียงวัตถุประสงค์เดียว หลายวัตถุประสงค์ หรือมากกว่าสามวัตถุประสงค์ขึ้นไป ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันเป็นหนึ่งในจำนวนขั้นตอนวิธีหลายชนิดที่มีประสิทธิภาพสูงในการแก้ปัญหาหลักการทำงานของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ (เอเอฟเอ็มดีอี) นำตัววัดสมรรถนะสามชนิด คือ ไฮเปอร์โวลุ่ม ระยะห่างระหว่างปัจเจก และการกระจายสูงสุดมาวัดสถานะของกระบวนการวิวัฒนาการของเอเอฟเอ็มดีอี ส่วนกฎอนุมาณฟิชซ์นำมาประยุกต์ใช้กับตัววัดสถานะทั้งสามแบบเพื่อนำไปปรับพารามิเตอร์ควบคุมของวิธีการผ่าเหล่าในเอเอฟเอ็มดีอี รวมทั้งอัตราการสลับสายพันธุ์ โดยทั่วไปเงื่อนไขการหยุดวิวัฒนาการ หรือหยุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสำหรับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด คือ จำกัดจำนวนรอบวิวัฒนาการที่สูงที่สุด เมื่อหยุดการวิวัฒนาการแล้วขั้นตอนวิธีจึงให้คำตอบที่เหมาะสมที่สุด แต่บางกรณี ถ้าจำนวนรอบของการวิวัฒนาการที่กำหนดให้ขั้นตอนวิธีไม่เหมาะสม อาจทำให้คำตอบที่ได้ไม่ใช่คำตอบที่เหมาะสมที่สุด และในบางกรณีในขณะที่ขั้นตอนวิธีกำลังวิวัฒนาการ อาจค้นพบคำตอบที่เหมาะสมที่สุดแล้ว แต่ยังคงต้องดำเนินการต่อไปเนื่องจากเงื่อนไขการหยุดทำงานยังไม่เป็นไปตามเกณฑ์การหยุดวิวัฒนาการ ส่งผลให้ขั้นตอนวิธีต้องทำซ้ำรอบการวิวัฒนาการต่อไป ซึ่งเป็นการสิ้นเปลืองทรัพยากรในการคำนวณและสิ้นเปลืองเวลา ดังนั้น การวิจัยนี้จึงเสนอแบบจำลองของเกณฑ์การหยุดทำงานของฟิชซ์ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ และทดสอบกับชุดทดสอบมาตรฐานซีดีที

## Abstract

Differential evolution is one of the most efficient optimization algorithms for solving complication problems including single objective, multiobjective and many-objective optimization. It is a stochastic population-based search approach for optimization over the continuous space. The main advantages of differential evolution are simplicity, robustness and high speed of convergence. The Advanced Fuzzy-based Multiobjective Differential Evolution (AFMDE) that exploits three performance metrics, specifically hypervolume, spacing, and maximum spread, to measure the state of the evolution process. The fuzzy inference rules are applied to these metrics in order to adaptively adjust the associated control parameters of the chosen mutation strategy used in AFMDE. The optimization algorithm will stop the evolution process if the number of iterations reaches the stopping criteria which usually is the maximum number of iterations. Then, the optimization algorithm delivers the optimal solution founded. However, sometimes if the maximum number of iterations is not appropriately defined, the found solutions may not be the optimal ones. In case of the optimization algorithm has found the optimal solutions but it must continue the evolution process because the stopping criteria are not met. This can cause unnecessary using of high computational resources and time-consuming. Therefore, this research study proposed the stopping criteria based on performance metrics feedback for AFMDE. The efficiency of the proposed criteria combined with AFMDE is evaluated on the well-known ZDT benchmark test suites.

## กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร เป็น  
ผู้สนับสนุนทุนวิจัยจากงบประมาณเงินรายได้ ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2562 ให้งานวิจัยนี้สำเร็จ  
ลุล่วงได้ด้วยดี

คณะผู้วิจัย



## Table of Contents

บทคัดย่อ .....	ii
Abstract.....	iii
กิตติกรรมประกาศ.....	iv
สารบัญตาราง.....	vii
สารบัญภาพ .....	viii
<b>บทที่ 1 บทนำ.....</b>	<b>9</b>
1.1    ความสำคัญและที่มาของการวิจัย .....	9
1.2    วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	14
1.3    ขอบเขตของการวิจัย.....	14
1.4    ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	14
<b>บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....</b>	<b>15</b>
2.1    หลักการพื้นฐานของดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชัน .....	15
2.2    การทบทวนวรรณกรรมด้านการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์ .....	28
2.3    การทบทวนวรรณกรรมด้านดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ .....	31
2.4    การทบทวนวรรณกรรมด้านขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์ที่ตั้งอยู่บนตัวชี้วัด .....	34
2.5    การทบทวนวรรณกรรมด้านเกณฑ์การหยุดทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์.....	35
<b>บทที่ 3 เกณฑ์การหยุดทำงานของฟังก์ชันดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดย การป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ .....</b>	<b>42</b>
3.1    เมตริกซ์สมรรถนะ.....	42
3.2    แบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนเมตริกซ์สมรรถนะ .....	45
3.3    ฟังก์ชันดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ ที่ปรับอัตราการสลับสายพันธุ์ด้วย การป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ .....	47
<b>บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง .....</b>	<b>56</b>
4.1    การตั้งค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงาน .....	56
4.2    ผลการทดสอบและวิเคราะห์ผลการทดสอบ.....	58
<b>บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....</b>	<b>87</b>

5.1	สรุปผลการวิจัย.....	87
5.2	ปัญหาและข้อเสนอแนะ.....	88
	เอกสารอ้างอิง .....	90
	ประวัติย่อผู้วิจัย.....	105



## สารบัญตาราง

ตารางที่ 1.1	การแบ่งประเภทของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด.....	11
ตารางที่ 2.1	ตัวอย่างการนำดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันไปประยุกต์ใช้งานในศาสตร์ต่าง ๆ .....	17
ตารางที่ 3.1	กฎอนุมาณฟิชชี .....	55
ตารางที่ 4.1	ผลการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT1 .....	63
ตารางที่ 4.2	ผลการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT2 .....	64
ตารางที่ 4.3	ผลการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT3 .....	65
ตารางที่ 4.4	ผลการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT4 .....	66
ตารางที่ 4.5	ผลการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT6 .....	67



## สารบัญภาพ

รูปที่ 2.1	ผังงานของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบคลาสสิก .....	18
รูปที่ 2.2	วิธีการผ่าเหล่าแบบ DE/rand/1 ในปริภูมิ 2 มิติ แสดงเป็นภาพ.....	21
รูปที่ 2.3	ตัวอย่างการสลับสายพันธุแบบไปโนเมียล แสดงเป็นภาพ .....	25
รูปที่ 2.4	ตัวอย่างการสลับสายพันธุแบบเอกซ์โปเนนเชียลแสดงเป็นภาพ .....	25
รูปที่ 2.5	ตัวอย่างการวิวัฒนาการของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันพรรณนาด้วยตัวเลข [45].....	26
รูปที่ 2.6	ตัวอย่างของปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบสองวัตถุประสงค์ .....	30
รูปที่ 3.1	ผังงานของขั้นตอนวิธีแบบฟิชชีดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการ ป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ .....	48
รูปที่ 3.2	ฟังก์ชันสมาชิกฟิชชีด้านอินพุต .....	52
รูปที่ 3.3	ฟังก์ชันสมาชิกฟิชชีด้านเอาต์พุต .....	52
รูปที่ 4.1	บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT1 .....	68
รูปที่ 4.2	บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT2 .....	68
รูปที่ 4.3	บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT3 .....	69
รูปที่ 4.4	บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT4 .....	69
รูปที่ 4.5	บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT6 .....	70
รูปที่ 4.6	พร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT1 G=144.....	71
รูปที่ 4.7	อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT1 G=144 .....	72
รูปที่ 4.8	พร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT1 G = 108 ...	73
รูปที่ 4.9	อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT1 G = 108 .....	74
รูปที่ 4.10	พร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT2 G=300....	75
รูปที่ 4.11	อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT2 G=300.....	76
รูปที่ 4.12	พร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT2 G=126....	77
รูปที่ 4.13	อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT2 G = 126 .....	78
รูปที่ 4.14	พร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT3 G=67.....	79
รูปที่ 4.15	อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT3 G = 67.....	80
รูปที่ 4.16	พร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT4 G=296....	81
รูปที่ 4.17	อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT4 G = 276 .....	82
รูปที่ 4.18	พร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT4 G=300....	83
รูปที่ 4.19	อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT6 G = 300 .....	84
รูปที่ 4.20	พร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT6 G=48.....	85
รูปที่ 4.21	อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT6 G = 48.....	86



# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความสำคัญและที่มาของการวิจัย

ในชีวิตประจำวันของคนเรามักจะประสบปัญหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุดเท่าที่จะค้นหาได้ โดยอาจมีคำตอบที่เป็นไปได้หลายคำตอบให้เราเลือกใช้ เช่น การวางแผนทางด้านการใช้เงิน หรือการซื้ออาหารให้ได้ปริมาณมากที่สุดเท่าที่จะทำได้ภายใต้วงเงินจำกัด เป็นต้น ปัญหาต่าง ๆ เหล่านี้สามารถนำมาสร้างเป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด หรือเรียกว่าปัญหาออปติไมเซชัน (Optimization problem) นั่นเอง เป้าหมายของปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด สามารถนำมาพรรณนาด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ได้ในรูปแบบของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective function) ซึ่งจำนวนของฟังก์ชันวัตถุประสงค์อาจมีเพียงฟังก์ชันเดียวหรือหลายฟังก์ชันได้ การแบ่งประเภทของปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด อาจแบ่งประเภทโดยใช้จำนวนของฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็นเกณฑ์ ถ้าปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดมีฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพียงฟังก์ชันเดียว ปัญหานี้เรียกว่าปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมแบบวัตถุประสงค์เดียว (Single-Objective Optimization Problem; SOP). ถ้าปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมมีจำนวนฟังก์ชันวัตถุประสงค์มากกว่าหนึ่งฟังก์ชันแต่ไม่เกินสามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ปัญหาแบบนี้เรียกว่า ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมแบบหลายวัตถุประสงค์ (Multiobjective Optimization Problem; MOP). อย่างไรก็ตาม ปัญหาส่วนใหญ่ในโลกความเป็นจริง (Real-World Problems) มักจะเป็นปัญหาประเภท MOPs ซึ่งวัตถุประสงค์หลายวัตถุประสงค์ของปัญหา MOPs มักจะขัดแย้งกันเอง เช่น ปัญหาการออกแบบสายอากาศ มีวัตถุประสงค์ในการออกแบบให้ระดับ side lobe level มีค่าต่ำที่สุดในขณะที่ต้องการให้อัตราขยายของสายอากาศมีค่ามากที่สุดซึ่งเป็นกฎของการออกแบบเพื่อให้ได้สายอากาศที่มีสมรรถนะที่เหมาะสม ซึ่งในบางครั้งเราอาจค้นพบระดับ side lobe level ที่เหมาะสมที่สุดแต่อาจทำให้อัตราขยายของสายอากาศลดลง ดังนั้นค่าที่เหมาะสมที่สุดที่ค้นพบ อาจจะต้องแลกเปลี่ยนกันระหว่างคำตอบที่ได้มีค่าที่เหมาะสมของวัตถุประสงค์หนึ่ง (Trade-Off) แต่ทำให้วัตถุประสงค์อื่นมีค่าที่ไม่เหมาะสม ดังนั้นในทางอุดมคติแล้วตัวหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimizer) หรือเรียกว่าออปติไมเซอร์ ที่นำมาแก้ปัญหาแบบ MOPs นั้น ออปติไมเซอร์ควรจะค้นพบชุดคำตอบของคำตอบที่เหมาะสมที่สุดที่ต้องแลกเปลี่ยนกัน (A Set of

Trade-Off Optimal Solution) แล้วนำชุดคำตอบที่ค้นพบ ส่งต่อให้ผู้ทำหน้าที่ตัดสินใจพิจารณาเลือกค่าที่เหมาะสมที่สุดจากชุดคำตอบที่เหมาะสมที่สุดที่เตรียมไว้ โดยต้องใช้การพิจารณาเชิงคุณภาพระดับสูง (High Level Qualitative Consideration)

หลักการแก้ปัญหา MOP แบบดั้งเดิมนั้น มักจะแปลง MOP ที่พิจารณาอยู่ให้เป็น SOP โดยนำฟังก์ชันวัตถุประสงค์ต่าง ๆ ของปัญหา MOP มารวมกันกลายเป็นฟังก์ชันวัตถุประสงค์เดียว จึงได้ปัญหาแบบ SOP แล้วจึงนำปัญหานี้ไปหาค่าที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้ซอฟต์แวร์แบบวัตถุประสงค์เดียว (Single- Objective Optimizer) ตัวอย่างวิธีการแปลงฟังก์ชันวัตถุประสงค์แบบหลายวัตถุประสงค์ให้เป็นฟังก์ชันวัตถุประสงค์เดียว [1 – 2] เช่น วิธีหาผลรวมถ่วงน้ำหนัก (weighted sum method) วิธีเงื่อนไขบังคับแบบเอพซิลอน ( $\epsilon$ -constraint method) การโปรแกรมเป้าหมาย (goal programming) เป็นต้น วิธีการดั้งเดิมเหล่านี้ต้องการความรู้เกี่ยวกับโดเมนของปัญหาล่วงหน้าก่อนทำการแปลงฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ซึ่งปัญหาในโลกความเป็นจริงนั้นมีความซับซ้อนมาก อาจจะทำให้เราไม่มีความรู้เกี่ยวกับโดเมนของปัญหามากเพียงพอที่จะนำวิธีการดั้งเดิมเหล่านี้มาใช้ในการแก้ปัญหาได้ นอกจากนั้นคำตอบที่เหมาะสมที่ได้มาจากการค้นหาด้วยวิธีเหล่านี้ค้นหาได้ด้วยการดำเนินงาน (run) ของตัวหาค่าที่เหมาะสมเพียงครั้งเดียว ถ้าต้องการค้นหาคำตอบจำนวน  $N$  คำตอบแล้ว (จำนวนเท่ากับเอาต์พุตของซอฟต์แวร์แบบหลายวัตถุประสงค์แบบอุดมคติ) เราต้องดำเนินการออบติไมเซอร์จำนวน  $N$  ครั้งพร้อมทั้งเปลี่ยนการตั้งค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการดำเนินงานทุกรอบ ฉะนั้นนักวิจัยจึงพัฒนาออบติไมเซอร์แบบหลายวัตถุประสงค์ (MOP optimizer) ที่สามารถค้นหาค่าที่เหมาะสมของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันอย่างเท่าเทียมกัน และสร้างชุดคำตอบที่เหมาะสมได้ภายใต้การดำเนินงานของตัวออบติไมเซอร์เพียงรอบเดียว Storn และ Lampinen [3] จำแนกประเภทของเทคนิคการหาค่าที่เหมาะสมแบบหลายวัตถุประสงค์ (MOP optimization techniques) อย่างกว้าง ๆ ได้ 2 ประเภท โดยใช้คุณสมบัติการหาปริพันธ์ของฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็นเกณฑ์ คือ เทคนิคการหาค่าที่เหมาะสมด้วยการตั้งอยู่บนหลักการหาอนุพันธ์ได้ และแบบที่ไม่ต้องใช้หลักการหาอนุพันธ์ดังตารางที่ 1.1

ลักษณะสมบัติของปัญหาชนิด MOPs ในโลกความเป็นจริงเกือบทุกปัญหา มักจะมีมิติสูง ไม่สามารถหาอนุพันธ์ได้ ไม่ต่อเนื่อง หลายฐานนิยม (multimodality) และ/หรือ เอ็นพีบริบูรณ์ (NP-

complete) ซึ่งลักษณะปัญหาเหล่านี้ทำให้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่ตั้งอยู่บนหลักการหาอนุพันธ์นั้นไม่สามารถนำมาใช้ในการหาค่าตอบได้ และเทคนิคการค้นหาแบบทางตรง (Direct search technique) แบบดั้งเดิมบางเทคนิคก็ไม่สามารถแก้ปัญหา MOPs เพื่อหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุดได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้นนักวิจัยจึงพัฒนาออปติไมเซอร์ที่ตั้งอยู่บนฐานของแรงบันดาลใจที่ได้จากธรรมชาติ (Nature-Inspiration) เรียกว่า การคำนวณเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Computation; EA)

ตารางที่ 1.1 การแบ่งประเภทของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

Derivative property	Single-point	Multi-point
Derivative-based (gradient-based)	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Steepest descent</li> <li>● Conjugate gradient</li> <li>● Quasi-Newton</li> <li>● etc.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Multi-start and clustering techniques</li> <li>● etc.</li> </ul>
Derivative-free (direct search)	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Random walk</li> <li>● Hooke- Jeeves</li> <li>● etc.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Nelder-Mead</li> <li>● Evolutionary algorithms</li> <li>● Genetic algorithms</li> <li>● Differential evolution</li> <li>● etc.</li> </ul>

การคำนวณเชิงวิวัฒนาการ เป็นขั้นตอนวิธีสำหรับค้นหาเชิงสโตแคสติก (Stochastic) ที่ตั้งอยู่บนฐานประชากร ซึ่งได้รับแรงบันดาลใจในการพัฒนาการคำนวณเชิงวิวัฒนาการมาจากการวิวัฒนาการในธรรมชาติ [4] การวิวัฒนาการในธรรมชาติเกิดขึ้นด้วยการคัดเลือกโดยธรรมชาติ (Natural Selection) หรือการแข่งขันแย่งชิงทรัพยากรระหว่างสมาชิกในกลุ่มประชากรในสภาพแวดล้อมเดียวกัน สมาชิกที่มีความเหมาะสมกว่ามักจะรอดชีวิตและส่งผ่านพันธุกรรมผ่านการสืบพันธุ์ (Reproduction) สมาชิกที่เหมาะสมที่สุดจะรอดชีวิตจนกระทั่งจบกระบวนการวิวัฒนาการ ขั้นตอนวิธีการคำนวณเชิงวิวัฒนาการจำลองกระบวนการวิวัฒนาการในธรรมชาติ เพื่อค้นหาสมาชิกที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งก็คือคำตอบที่เหมาะสมที่สุดของปัญหาการหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุด ตั้งแต่สอง

สามทศวรรษที่ผ่านมา Holland [5] เสนอวิธีจีเนติกขั้นตอนวิธี (Genetic Algorithm; GA) คือจำลอง การวิวัฒนาการแบบดาร์วินเพื่อแก้ปัญหาหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในทางปฏิบัติ Fogel [6] เสนอการ โปรแกรมเชิงวิวัฒนาการ กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการโดย Rechenberg และ Schwefel [7-8] ส่วน Eberhart และ Kennedy [9] พัฒนาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization; PSO) ขั้นตอนวิธีดังกล่าวข้างต้นมีบทบาทสำคัญในการแก้ปัญหา MOPs แบบทำ ทาย หลังจากนั้นก็มีขั้นตอนวิธีที่ตั้งอยู่บนแรงบันดาลใจจากธรรมชาติพัฒนาขึ้นมาหลากหลาย เช่น ระบบภูมิคุ้มกันเทียมประดิษฐ์ (Artificial Immune System) [9] ฮาร์โมนีเซิร์ช (Harmony Search) [10] วิธีมีมติก (Memetic algorithm) และวิธีการเชิงวัฒนธรรม (Cultural Algorithm) [11] และวิธี การอื่น ๆ วิธีการเหล่านี้ คือวิธีการที่ต่างต่างกัน แต่จัดประเภทเป็นการคำนวณเชิงวิวัฒนาการ เหมือนกัน

ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน (Differential Evolution; DE) พัฒนาขึ้นโดย Storn และ Price ในปี ค.ศ. 1995 เป็นขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Algorithm; EA) แบบใหม่ [12] ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันเป็นวิธีการค้นหาแบบสโตแคสติกโดยตั้งอยู่บนหลักการประชากร เพื่อค้นหาค่าที่ดีที่สุด ในปริภูมิแบบต่อเนื่อง [13-14] ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน เป็นเครื่องมือที่มีสมรรถนะสูงที่สุดวิธี หนึ่งในบรรดาขั้นตอนวิธีที่ดีที่สุดที่ใช้ในการแก้ปัญหาหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันสามารถแก้ปัญหาตัวแปรชนิดผสม ปัญหาหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบมีเงื่อนไขข้อจำกัด การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบหลายฐานนิยม และการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์ การนำดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันไปปฏิบัติงานจริงง่ายกว่าขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการชนิดอื่น ๆ เช่น ง่ายกว่าขั้นตอนวิธีจีเนติก เป็นต้น หรือแม้แต่ผู้เริ่มต้นศึกษาในวงการนี้ก็สามารถนำดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันไปปฏิบัติการจริงในการหาค่าที่เหมาะสมได้ง่าย นอกจากนี้ พารามิเตอร์ควบคุมในการ ออกแบบดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันมีจำนวนน้อยมาก และดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันมีสมรรถนะสูง จึงดึงดูดนักวิจัยทั่วโลกให้ศึกษา วิจัยและพัฒนาดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแยกย่อยออกเป็นชนิดต่าง ๆ เพิ่มขึ้นมาเพื่อนำมาแก้ปัญหาหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

เกณฑ์การหยุดทำงานของออปติไมเซอร์ทั่วไป มักจะตั้งเงื่อนไขการหยุดวิวัฒนาการหรือหยุด การทำงานของขั้นตอนวิธีสำหรับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด คือ จำกัดจำนวนรอบวิวัฒนาการที่สูง

ที่สุด เมื่อหยุดการวิวัฒนาการแล้วขั้นตอนวิธีจึงให้คำตอบที่เหมาะสมที่สุดที่หาได้ แต่บางกรณี ถ้าจำนวนรอบของการวิวัฒนาการที่กำหนดให้ขั้นตอนวิธีไม่เหมาะสม อาจทำให้คำตอบที่ได้ไม่ใช่คำตอบที่เหมาะสมที่สุด และบางกรณี ขั้นตอนวิธีอาจค้นพบคำตอบที่เหมาะสมที่สุดก่อนที่จะหยุดการวิวัฒนาการตามเงื่อนไข แต่ขั้นตอนวิธียังคงต้องทำซ้ำการวิวัฒนาการต่อไป ซึ่งเป็นการสิ้นเปลืองทรัพยากรในการคำนวณ และสิ้นเปลืองเวลา

จากเหตุผลดังกล่าวข้างต้นผู้วิจัยจึงพัฒนาแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับขั้นตอนวิธีหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์ ซึ่งถ้าขั้นตอนวิธีสามารถหยุดทำงานเองโดยอัตโนมัติเมื่อได้คำตอบที่เหมาะสม หรือขยายเวลาวงรอบวิวัฒนาการ เพื่อให้มีเวลาการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมมากขึ้น เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีกว่าการหยุดทำงานตามค่าวงรอบวิวัฒนาการสูงสุดที่ตั้งไว้ จะช่วยให้ขั้นตอนวิธีสำหรับหาค่าที่เหมาะสมแบบหลายวัตถุประสงค์มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดสูงขึ้นในเชิงของคุณภาพของคำตอบ ผู้วิจัยพัฒนาแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานขึ้นโดยมีหลักการคือ วัดสถานะของประชากรระหว่างกระบวนการวิวัฒนาการ เมื่อทราบสถานะของประชากร แล้วนำสถานะที่วัดได้มาเป็นเงื่อนไขในการหยุดทำงานที่เหมาะสมมากกว่าจำนวนรอบวิวัฒนาการสูงสุด เนื่องจากมีผู้พัฒนาดีฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์มากมายหลายชนิด แต่ขั้นตอนวิธีแบบฟัชชีดีฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ (Fuzzy Multiobjective Differential Evolution Stopping Criteria Based on Performance Metrics; AFMDE) [96] มีหลักการการทำงานที่นำเมตริกสมรรถนะสามชนิดมาวัดสถานะของประชากรในระหว่างวิวัฒนาการ โดยเมตริกสมรรถนะที่นำมาใช้ใน AFMDE คือ ไฮเปอร์โวลุ่ม (Hypervolume; H) ระยะห่างระหว่างปัจเจก (Spacing; S) และการแผ่สูงสุด (Maximum Spread; MS) แล้วจึงนำค่าที่วัดได้ด้วยเมตริกทั้งสามชนิดนี้มาป้อนให้กับกฎฟัชชีเพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ควบคุมของ AFMDE ผู้วิจัยจึงนำ AFMDE มาเป็นขั้นตอนวิธีหลักในการพัฒนาแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานของออปติไมเซอร์แบบหลายวัตถุประสงค์โดยตั้งอยู่บนหลักการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อพัฒนาแบบจำลองของเกณฑ์การหยุดทำงานของพีชชีดีฟเฟอเรนเชียลโวลลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ

1.2.2 เพื่อพัฒนาองค์ความรู้เกี่ยวกับเกณฑ์การหยุดทำงานของออฟติไมเซอร์แบบหลายวัตถุประสงค์

## 1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1.3.1 ออกแบบและสร้างแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานบนหลักการของการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ

1.3.2 ทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับพีชชีดีฟเฟอเรนเชียลโวลลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์เท่านั้น

1.3.3 ฟังก์ชันแบบหลายวัตถุประสงค์มาตรฐานที่นำมาทดสอบคือ ชุดฟังก์ชันซีดีที (ZDT) และชุดฟังก์ชันดีทีแอลซี (DTLZ)

## 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ผลวิจัยที่ได้จะช่วยพัฒนาองค์ความรู้ด้านเกณฑ์การหยุดทำงานของออฟติไมเซอร์แบบหลายวัตถุประสงค์ และยังนำองค์ความรู้ที่ได้ไปพัฒนาให้ออฟติไมเซอร์ต่าง ๆ มีประสิทธิภาพในการทำงานสูงขึ้น ทั้งในเชิงทรัพยากรในการคำนวณ และการพัฒนาคุณภาพของค่าที่เหมาะสมที่ออฟติไมเซอร์ค้นหาได้

## บทที่ 2

### เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันเป็นขั้นตอนวิธีที่ Storn และ Price เป็นผู้คิดค้นและนำเสนอในปี ค.ศ. 1995 ซึ่งจัดเป็นขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการชนิดหนึ่ง [12]. ดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันเป็นการค้นหาเป็นวิธีการค้นหาแบบสโตแคสติกโดยตั้งอยู่บนหลักการประชากร เพื่อค้นหาค่าที่ดีที่สุดในปริภูมิแบบต่อเนื่อง [14] ข้อดีที่เป็นจุดเด่นของดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชัน คือ นำไปดำเนินการได้ง่าย มีสภาพทนทาน และลู่เข้าสู่คำตอบที่เหมาะสมได้อย่างรวดเร็ว ข้อดีเหล่านี้ทำให้ ดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันเป็นอัลกอริทึมที่อานุภาพสูงวิธีหนึ่งในท่ามกลางอัลกอริทึมสมรรถนะสูงหลาย ๆ ชนิด ซึ่งเหมาะสมสำหรับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดโดยรวม หลักการพื้นฐานรวมทั้งข้อดีของดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันและอัลกอริทึมอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องนำเสนอไว้ในบทนี้

นอกจากนี้เมื่อมีการดำเนินการวิวัฒนาการแล้ว ดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันจะตรวจสอบเกณฑ์การหยุดทำงาน ถ้าดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันพบว่าเกณฑ์การหยุดทำงานเป็นจริง ดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันจะหยุดวิวัฒนาการและนำเสนอคำตอบที่เหมาะสมที่สุดที่ค้นพบ ซึ่งบทนี้มีการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวกับแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานแบบต่าง ๆ ที่มีผู้วิจัยคิดค้นและนำเสนอให้นำเกณฑ์การหยุดทำงานต่าง ๆ มาประยุกต์ใช้กับดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชัน

#### 2.1 หลักการพื้นฐานของดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชัน

ในสังคมมนุษย์ ทุกคนมีความแตกต่างและมีการดำเนินชีวิตแตกต่างกัน สติปัญญาและความคิดแตกต่างกัน รวมทั้งมีความเชี่ยวชาญแตกต่างกัน และความแตกต่างด้านอื่น ๆ ด้วย เมื่อบุคคลต่าง ๆ มาอยู่ร่วมกันเกิดเป็นสังคมและมีพฤติกรรมทางสังคมเกิดขึ้น ลักษณะเด่นที่มีอิทธิพลสูงที่สุดอย่างหนึ่งคือปัญญาสะสม (Collective Intelligence) หมายถึง การบูรณาการความแตกต่างของปัจเจกเข้าด้วยกันเป็นองค์รวมเพื่อให้มีอานุภาพสูงขึ้น มีประสิทธิภาพมากขึ้น และยังรวมเอาความแตกต่างของปัจเจกหลากหลายมากขึ้น จะทำให้อานุภาพและประสิทธิภาพของประชากรในสังคมมากยิ่งขึ้น [19]

ดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันจัดเป็นขั้นตอนวิธีทางวิวัฒนาการชนิดหนึ่ง แต่ ดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันมีเอกลักษณ์เฉพาะตน คือ ดิฟเฟอเรนเชียลโวลูชันนำทั้งปัญญาสะสมและการวิวัฒนาการมา

รวมเข้าด้วยกัน เกิดเป็น “การใช้ความแตกต่างของปัจเจกอย่างฉลาด (the intelligent use of the individual differences)”

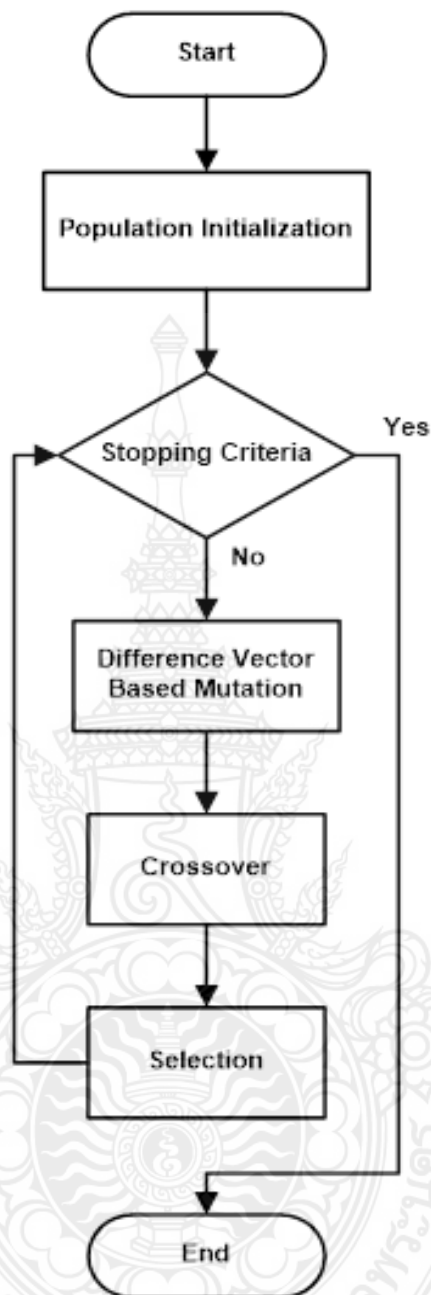
กุญแจสำคัญที่นำไปสู่ความสำเร็จของ ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน คือ การผ่าเหล่าด้วยผลต่าง (Differential Mutation) ซึ่งย้อนกลับไปในปี ค.ศ. 1994 เมื่อ K. Price สร้างจีเน็ติกแอนนีลิ่ง (Genetic Annealing) [20] ขึ้นมาและหลังจากนั้นไม่นาน R. Storn เข้าร่วมงานด้วย เพื่อช่วยกันแก้ปัญหาเซปีเชพโพลิโนเมียล (Tchebychev Polynomial Fitting) ด้วยวิธีจีเน็ติกแอนนีลิ่ง ซึ่งปัญหานี้เป็นปัญหาในปริภูมิต่อเนื่อง ดังนั้น Storn และ Price จึงเปลี่ยนการเข้ารหัสโครโมโซมแบบบิตสตริง (Bit-String) ให้เป็นการเข้ารหัสแบบจำนวนทศนิยม และเปลี่ยนตัวดำเนินการทางลอจิกให้เป็นตัวดำเนินการเลขคณิต ในขณะที่ทำการทดลองผู้วิจัยทั้งสองท่านค้นพบวิธีการผ่าเหล่าด้วยผลต่าง และสังเกตว่าการนำการผ่าเหล่าด้วยผลต่าง การรวมตัวกันแบบดิสครีต (Discrete Recombination) และการคัดเลือกทีละคู่อย่างฉลาด (Pair-Wise Selection) มาประกอบกันเป็นอัลกอริทึมใหม่ ที่ไม่จำเป็นต้องใช้กลไกแอนนีลิ่งอีกต่อไป อัลกอริทึมนี้จึงได้ชื่อว่าดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน และนำ ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน ไปเผยแพร่ในรายงานทางเทคนิคของไอซีไอเอส [12] และเผยแพร่ในการตีพิมพ์ที่อื่น ๆ ต่อมาภายหลัง [13, 14] นับแต่นั้นเป็นต้นมาดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันได้รับความสนใจจากผู้วิจัยทั่วโลกเป็นอย่างมากในฐานะที่เป็นอัลกอริทึมที่มีคุณภาพสูง

ถึงแม้ว่าดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันจะถูกนำเสนอในฐานะฮอปติไมเซอร์โดยรวมในปริภูมิต่อเนื่องในตอนแรกก็ตาม แต่ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันยังมีความสามารถในการแก้ปัญหาตัวแปรชนิดผสม (Mixed-Type Variables) ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบมีเงื่อนไขบังคับ การแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายฐานนิยม และการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์ [21] นอกจากนี้ นักวิจัยจากหลายศาสตร์ทั้งทางวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์หลายสาขานำดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันไปแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในศาสตร์ต่าง ๆ หลากหลาย ดังตัวอย่างสรุปเป็นตารางที่ 2.1 และผังงานเกี่ยวกับหลักการพื้นฐานของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแสดงดังรูปที่ 2.1



ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างการนำดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันไปประยุกต์ใช้งานในศาสตร์ต่าง ๆ

Areas of Applications	Examples of applications
Control Systems and Robotics	Controller design and tuning [22,23] Robot motion planning and navigation [24,25] Nonlinear system control [26]
Scheduling	Plant scheduling and planning [27] Traveling salesman problem [28]
Chemical Engineering	Chemical process synthesis and design [29] Parameter estimation of chemical process [30]
Bioinformatics	Gene regulatory networks [31,32] Protein folding [33]
Neural Networks	Training of wavelet neural networks [34] Training of feed forward neural networks [35]
Electromagnetism, Propagation and Microwave Engineering	Electromagnetic inverse scattering [36] Antenna array design [37] Microwave filter design [38]
Image Processing	Automatic clustering [39] Image watermarking [40]



รูปที่ 2.1 ผังงานของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบคลาสสิก

จากผังงานดังรูปที่ 2.1 ของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันเริ่มต้นดำเนินการเหมือนกับขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการทั่วไป คือ เริ่มจากการสร้างประชากรเริ่มต้นแบบสุ่มในปริภูมิที่ทำการค้นหาคำตอบที่เหมาะสม ซึ่งผู้วิจัยและผู้เชี่ยวชาญด้านดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันเรียกปัจเจกในประชากรนี้เรียกว่า เวกเตอร์พารามิเตอร์ (Parameter Vector) หรือเรียกย่อว่า เวกเตอร์ จำนวนเวกเตอร์ NP ตัวรวมกันเป็นประชากรหนึ่งกลุ่ม แล้วประชากรนี้จะเข้าสู่รอบการวิวัฒนาการซึ่งประกอบไปด้วยการ

ดำเนินการตามขั้นตอน 3 ขั้น คือ การผ่าเหล่า การสลับสายพันธุ์ และการคัดเลือก ซึ่งประชากรจะผ่านการดำเนินการสามขั้นตอนนี้เป็นวงรอบซ้ำ ๆ กันจนกว่าเกณฑ์การหยุดทำงานเป็นจริง ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันจึงจะหยุดการดำเนินงานและให้คำตอบที่เหมาะสมที่ค้นพบออกมา รายละเอียดของขั้นตอนการดำเนินงานพรรณนาได้ดังนี้

### 2.1.1 ประชากร

ประชากรของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันมีเวกเตอร์พารามิเตอร์ทั้งหมด NP เวกเตอร์ แต่ละเวกเตอร์มี D มิติ เวกเตอร์แต่ละเวกเตอร์เป็นเวกเตอร์จำนวนจริง ประชากร ณ ยุคปัจจุบันประกอบด้วยเวกเตอร์ดัง (2.1)

$$\mathbf{P}_{x,G} = \{\mathbf{x}_{i,G}\}, \quad i=1,2,\dots, NP, \quad G=1,2,\dots, g_{\max},$$

$$\mathbf{x}_{i,G} = \{x_{j,i,G}\}, \quad j=1,2,\dots, D \quad (2.1)$$

เมื่อ NP คือ จำนวนเวกเตอร์ของประชากร  
 G คือ จำนวนยุควิวัฒนาการ  
 D คือ มิติของเวกเตอร์

### 2.1.2 การสร้างประชากรตั้งต้น (The Population Initialization)

ประชากรตั้งต้นหรือประชากรในยุคแรกเริ่มวิวัฒนาการสร้างได้ด้วย (2.2)

$$x_{i,j} = rand_j[0,1).(b_{j,U} - b_{j,L}) + b_{j,L} \quad (2.2)$$

เมื่อ  $\mathbf{b}_L$  และ  $\mathbf{b}_U$  คือ ขอบเขตล่างและขอบเขตบนของเวกเตอร์  $\mathbf{x}_{i,j}$  ในยุคที่มี  $G = 0$

$rand_j[0,1)$  คือ ตัวเลขแรนดอมที่มีการกระจายแบบยูนิฟอร์มภายในย่าน  $[0,1)$  ซึ่งแต่ละอีลีเมนต์ของเวกเตอร์สร้างด้วยตัวเลขแรนดอมนี้

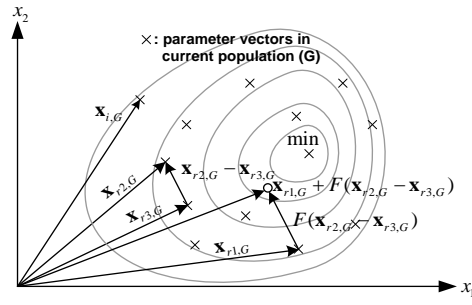
### 2.1.3 การผ่าเหล่า (Mutation)

หลังจากที่สร้างประชากรตั้งต้นแล้ว ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันใช้การผ่าเหล่าในการสร้างเวกเตอร์ผู้แข่งขัน เรียกว่า เวกเตอร์มิวแทนท์ (Mutant Vector) จากเวกเตอร์เป้าหมาย (Target Vector) โดยการบวกเวกเตอร์ฐาน (Base Vector) เข้ากับเวกเตอร์ผลต่างถ่วงน้ำหนัก (Weighted Difference Vector) การดำเนินการในขั้นนี้เป็นหัวใจสำคัญของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน แสดงดัง (2.3)

$$\text{DE/rand/1: } \mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{r1,G} + F(\mathbf{x}_{r2,G} - \mathbf{x}_{r3,G}) \quad (2.3)$$

จำนวนเต็ม  $i, r1, r2$  และ  $r3$  เป็นตัวเลขที่สุ่มขึ้นมาและมีค่าไม่ซ้ำกันอยู่ภายในช่วง  $[1, NP]$  จำนวนเต็ม  $i$  นี้เป็นดัชนีชี้ไปที่เวกเตอร์พ่อแม่ (Parent Vectors) จาก (2.3) จะเห็นว่าขนาดของประชากรที่เล็กที่สุดต้องประกอบด้วยสามเวกเตอร์ขึ้นไป

$F$  เป็นแฟคเตอร์ปรับขนาด (Scaling Factor) ซึ่งทำหน้าที่แลกเปลี่ยนระหว่างสถานะการสำรวจ (Exploitation) และการแสวงหาประโยชน์ (Exploitation) ให้เกิดความสมดุล ในช่วงเริ่มต้นของการวิจัยด้านดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน ค่าของ  $F$  ไม่มีขอบเขตจำกัดด้านบน ค่าของ  $F$  ที่มีประสิทธิภาพแทบจะมีค่าไม่เกิน 1.0 [3] Storn และ Price แนะนำว่าค่า  $F$  ควรมีค่าเป็น 0.8 สำหรับปัญหาทั่วไป [12] วิธีการผ่าเหล่าดั้งเดิมเรียกว่า DE/rand/1 โดยที่ DE/x/y/z พรรณนาโลกผ่าเหล่าแบบ DE/เวกเตอร์ฐาน (Base Vector) /จำนวนของเวกเตอร์ผลต่าง (Difference Vector)/วิธีการสลับสายพันธุ ซึ่งวิธีการสลับสายพันธุมี 2 วิธี คือ การสลับสายพันธุแบบไบโนเมียล (Binomial Crossover; bin) และการสลับสายพันธุแบบเอกซ์โปเนนเชียล (Exponential Crossover; exp) ดังนั้น การผ่าเหล่าแบบ DE/rand/1/bin คือ การผ่าเหล่าแบบ DE/rand/1 โดยการใช้การสลับสายพันธุแบบไบโนเมียล และ DE/rand/1/exp คือการผ่าเหล่าแบบ DE/rand/1 โดยการใช้การสลับสายพันธุแบบเอกซ์โปเนนเชียล ตัวอย่างของการผ่าเหล่าแบบ DE/rand/1 แสดงดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 วิธีการผ่าเหล่าแบบ DE/rand/1 ในปริภูมิ 2 มิติ แสดงเป็นภาพ

นักวิจัยคิดค้นและนำเสนอวิธีการผ่าเหล่าหลายแบบ วิธีการผ่าเหล่าที่มีการนำไปใช้มากที่สุดมีดังนี้ [42]

$$\text{DE/rand/2: } \mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{r1,G} + F(\mathbf{x}_{r2,G} - \mathbf{x}_{r3,G}) + F(\mathbf{x}_{r4,G} - \mathbf{x}_{r5,G}) \quad (2.4)$$

$$\text{DE/best/1: } \mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{best,G} + F(\mathbf{x}_{r1,G} - \mathbf{x}_{r2,G}) \quad (2.5)$$

$$\text{DE/best/2: } \mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{best,G} + F(\mathbf{x}_{r1,G} - \mathbf{x}_{r2,G}) + F(\mathbf{x}_{r3,G} - \mathbf{x}_{r4,G}) \quad (2.6)$$

$$\text{DE/current-to-best/2: } \mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{i,G} + F(\mathbf{x}_{best,G} - \mathbf{x}_{i,G}) + F(\mathbf{x}_{r1,G} - \mathbf{x}_{r2,G}) \quad (2.7)$$

$$\text{DE/rand-to-best/2: } \mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{i,G} + F(\mathbf{x}_{best,G} - \mathbf{x}_{r2,G}) + F(\mathbf{x}_{r3,G} - \mathbf{x}_{r4,G}) \quad (2.8)$$

Trigonometric mutation [43]:

$$\mathbf{v}_{i,G} = (\mathbf{x}_{r1,G} + \mathbf{x}_{r2,G} + \mathbf{x}_{r3,G}) / 3 + (p_2 - p_1)(\mathbf{x}_{r1,G} - \mathbf{x}_{r2,G}) + (p_3 - p_2)(\mathbf{x}_{r2,G} - \mathbf{x}_{r3,G}) + (p_1 - p_3)(\mathbf{x}_{r3,G} - \mathbf{x}_{r1,G}) \quad (2.9)$$

โดยที่  $p_1 = \frac{|f(\mathbf{x}_{r1,G})|}{p'}, p_2 = \frac{|f(\mathbf{x}_{r2,G})|}{p'}, p_3 = \frac{|f(\mathbf{x}_{r3,G})|}{p'}, p' = |f(\mathbf{x}_{r1,G})| + |f(\mathbf{x}_{r2,G})| + |f(\mathbf{x}_{r3,G})|$

เมื่อ  $f(\mathbf{x})$  คือฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ส่วนดัชนี  $r1, r2, \dots, r5$  เป็นจำนวนเต็มที่อยู่ค่าจากช่วง  $[1, NP]$  และมีค่าไม่ซ้ำกัน และมีค่าแตกต่างจาก  $i$  ส่วนเวกเตอร์มิวแทนท์แต่ละตัวเราต้องสร้างดัชนีใหม่ทุกครั้ง ส่วน  $\mathbf{x}_{best,G}$  เป็นเวกเตอร์ปัจเจกที่มีค่าวัตถุประสงค์ดีที่สุดในประชากรในยุคที่  $G$

## 2.1.4 การสลับสายพันธุ์ (Crossover)

หลังจากที่เราได้เวกเตอร์มิวแทนต์มาจากการดำเนินการผ่าเหล่าแล้ว จะต้องดำเนินการสลับสายพันธุ์เพื่อเพิ่มความหลากหลาย (Diversity) ของประชากร การสลับสายพันธุ์ระหว่างคู่ของเวกเตอร์เป้าหมายกับเวกเตอร์มิวแทนต์ของมันเอง เวกเตอร์ที่ได้จากการสลับสายพันธุ์เรียกว่าเวกเตอร์ทดลอง (Trial Vector) ขั้นตอนวิธีแบบดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน สามารถใช้วิธีการสลับสายพันธุ์ได้ 2 แบบ คือ การสลับสายพันธุ์แบบไบโนเมียล (Binomial (Uniform) Crossover; bin) และการสลับสายพันธุ์แบบเอกซ์โปเนนเชียล (Exponential Crossover; exp) [44]

### 2.1.4.1 การสลับสายพันธุ์แบบไบโนเมียล

การสลับสายพันธุ์แบบไบโนเมียล เป็นตัวดำเนินการรวมตัวกันแบบดิสครีต (Discrete) หรือไม่ต่อเนื่อง นิยามดัง (2.10)

$$\mathbf{u}_{i,G} = \begin{cases} u_{j,i,G} \\ v_{j,i,G} & \text{if } \text{rand}_j(0,1) \leq CR \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ x_{j,i,G} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.10)$$

อัตราการสลับสายพันธุ์ (Crossover Rate) หรือเรียกว่าความน่าจะเป็นในการสลับสายพันธุ์ (Crossover Probability) คือ  $CR \in [0,1]$  เป็นค่าคงที่ที่ผู้ใช้กำหนดเอง ทำหน้าที่ควบคุมสัดส่วนของค่าพารามิเตอร์ที่จะคัดลอกจากเวกเตอร์มิวแทนต์ ค่าของ  $CR$  ควรอยู่ในช่วง 0.8-1 [20] ตัวดำเนินการสลับสายพันธุ์เป็นแบบยูนิฟอร์ม (Uniform) ด้วยเหตุผลที่พารามิเตอร์แต่ละตัวของเวกเตอร์มิวแทนต์ ไม่ว่าจะอยู่ ณ ตำแหน่งใดล้วนมีความน่าจะเป็นในการสลับสายพันธุ์  $CR$  เท่ากันในการสืบทอดค่าของมันไปยังเวกเตอร์ทดลอง ด้วยเหตุนี้การสลับสายพันธุ์แบบไบโนเมียลหรือยูนิฟอร์มจึงไม่มีอคติ (Bias) ตัวอย่างการสลับสายพันธุ์แบบไบโนเมียลแสดงเป็นรูปภาพได้ดังรูปที่ 2.3 เวกเตอร์เป้าหมายแลกเปลี่ยนพารามิเตอร์กับเวกเตอร์มิวแทนต์เพื่อสร้างเวกเตอร์ทดลองขึ้น

### 2.1.4.2 การสลับสายพันธุ์แบบเอกซ์โปเนนเชียล

การสลับสายพันธุ์แบบเอกซ์โปเนนเชียล [44] เป็นตัวดำเนินการที่มีฟังก์ชันการทำงานเหมือนกับการสลับสายพันธุ์แบบสองจุดของวิธีจีเนติกอัลกอริทึม การสลับสายพันธุ์แบบเอกซ์

โปเนนเชียลเริ่มต้นโดยการสุ่มเลือกจำนวนเต็ม  $n$  จากช่วง  $[1, D]$  มาเป็นจุดเริ่มต้นในเวกเตอร์เป้าหมาย จากจุดเริ่มต้นนี้เป็นต้นไปมีการแลกเปลี่ยนพารามิเตอร์กับเวกเตอร์มิวแทนท์ ส่วนจำนวนเต็มอีกค่าหนึ่ง คือ  $L$  ก็ถูกสุ่มจากช่วง  $[1, D]$  เช่นกันซึ่งขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นของการสลับสายพันธุ  $CR$  ดังรหัสเทียมต่อไปนี้

```

L=0;

DO
{
L=L+1;
}WHILE ((rand(0,1)<CR) AND (L<D))

```

หลังจากสุ่มเลือกค่า  $n$  และ  $L$  แล้ว เวกเตอร์ทดลองถูกสร้างโดย

$$\begin{aligned}
\mathbf{u}_{i,G} &= \{u_{j,i,G}\} \\
u_{j,i,G} &= \begin{cases} v_{j,i,G}, & j = \langle n \rangle_D, \langle n+1 \rangle_D, \dots, \langle n+L-1 \rangle_D \\ x_{j,i,G}, & \text{all other } j \in [1, D] \end{cases} \quad (2.11)
\end{aligned}$$

เมื่อ  $\langle \cdot \rangle_D$  คือ ฟังก์ชันมอดูโล (Modulo Function) โดยมีมอดูลัส (Modulus) เป็น  $D$

พารามิเตอร์ของเวกเตอร์ทดลอง  $\mathbf{u}_{i,G}$  สืบทอดมาจากเวกเตอร์มิวแทนท์  $\mathbf{v}_{i,G}$  ที่ดัชนีเดียวกัน เริ่มจากดัชนี  $n$  ต่อไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งค่า  $rand(0,1) > CR$  เป็นครั้งแรก ส่วนพารามิเตอร์ที่เหลือทั้งหมดของเวกเตอร์ทดลองสืบทอดมาจากเวกเตอร์เป้าหมายที่ดัชนีเดียวกัน ตัวอย่างของการสลับสายพันธุแบบเอกซ์โปเนนเชียลแสดงดังรูปที่ 2.4 ในตัวอย่างนี้ การสลับสายพันธุแบบเอกซ์โปเนนเชียลเริ่มที่สุ่มเลือกตัวเลขจำนวนเต็มได้  $n = 3$  เป็นจุดเริ่มต้นคัดลอกพารามิเตอร์ของเวกเตอร์มิวแทนท์ไปยังเวกเตอร์ทดลองจนกระทั่งเกิด  $rand(0,1) > CR$  เป็นครั้งแรกจะหยุดการคัดลอกจากเวกเตอร์มิวแทนท์ และคัดลอกพารามิเตอร์ที่เหลือจากเวกเตอร์เป้าหมายไปยังเวกเตอร์ทดลอง

### 2.1.5 การคัดเลือก (Selection)

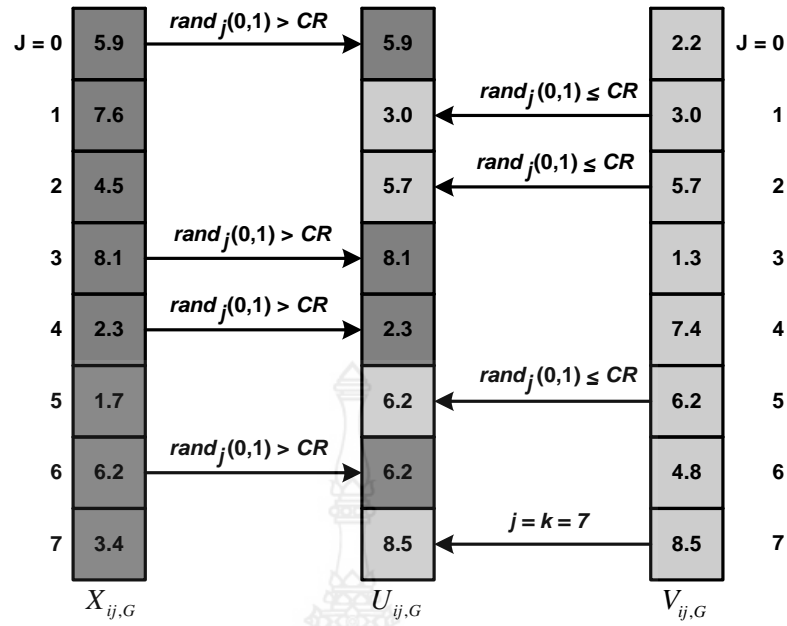
ขั้นตอนการคัดเลือก คือ ขั้นตอนการคัดเวกเตอร์ที่จะรอดไปยังยุคถัดไป ซึ่งจะคัดเลือกจากเวกเตอร์เป้าหมายและเวกเตอร์ทดลอง ตัวดำเนินการคัดเลือกทำการเปรียบเทียบเวกเตอร์ทดลองและ

เวกเตอร์เป้าหมายที่ดีขึ้นเดียวกัน สำหรับปัญหาการหาค่าที่ต่ำที่สุด ถ้าค่าวัตถุประสงค์ของเวกเตอร์ทดลองต่ำกว่าค่าวัตถุประสงค์ของเวกเตอร์เป้าหมายแล้วเวกเตอร์ทดลองเป็นผู้ชนะและแทนที่เวกเตอร์เป้าหมาย แล้วจึงเข้าสู่กระบวนการวิวัฒนาการยุคถัดไป ด้วยวิธีการคัดเลือกแบบนี้ ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันบูรณาการการรวมตัวและการคัดเลือกเข้าด้วยกันมากกว่าขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบอื่น ๆ ดังนี้

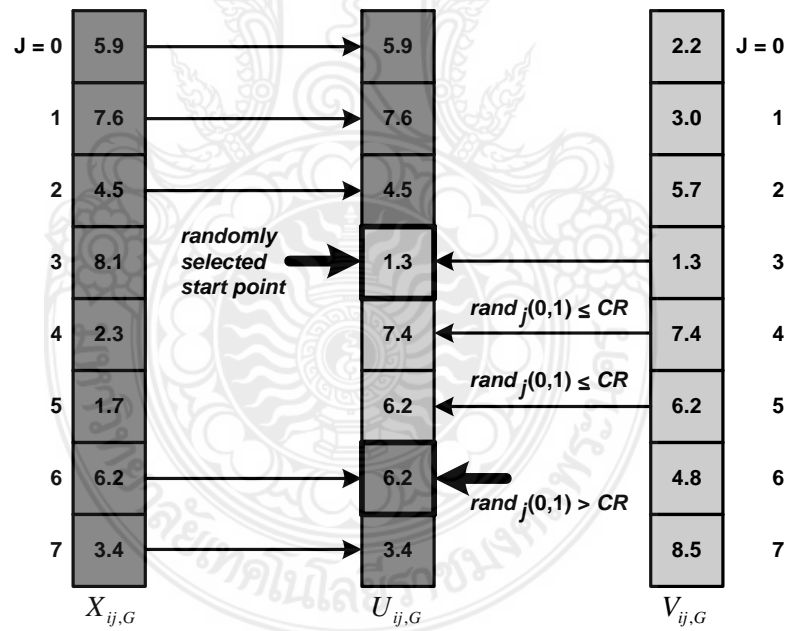
$$\mathbf{x}_{i,G+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_{i,G}, & \text{if } f(\mathbf{u}_{i,G}) \leq f(\mathbf{x}_{i,G}) \\ \mathbf{x}_{i,G}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.12)$$

จาก (2.12) เวกเตอร์เป้าหมายถูกแทนที่ด้วยเวกเตอร์ทดลอง ถึงแม้ว่าเวกเตอร์ทั้งสองเวกเตอร์จะมีค่าวัตถุประสงค์เท่ากันก็ตาม การคัดเลือกแบบนี้เป็นลักษณะเด่นของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน ที่จะเคลื่อนที่ไปบนพื้นผิววัตถุประสงค์แบบเรียบ (flat objective landscape) ตลอดทุกยุค ตัวอย่างการวิวัฒนาการของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน พรรณนาด้วยตัวเลขเพื่อความชัดเจนซึ่งอธิบายรายละเอียดในหัวข้อที่ 2.1.6 ตัวอย่างนี้แสดงดังรูปที่ 2.5





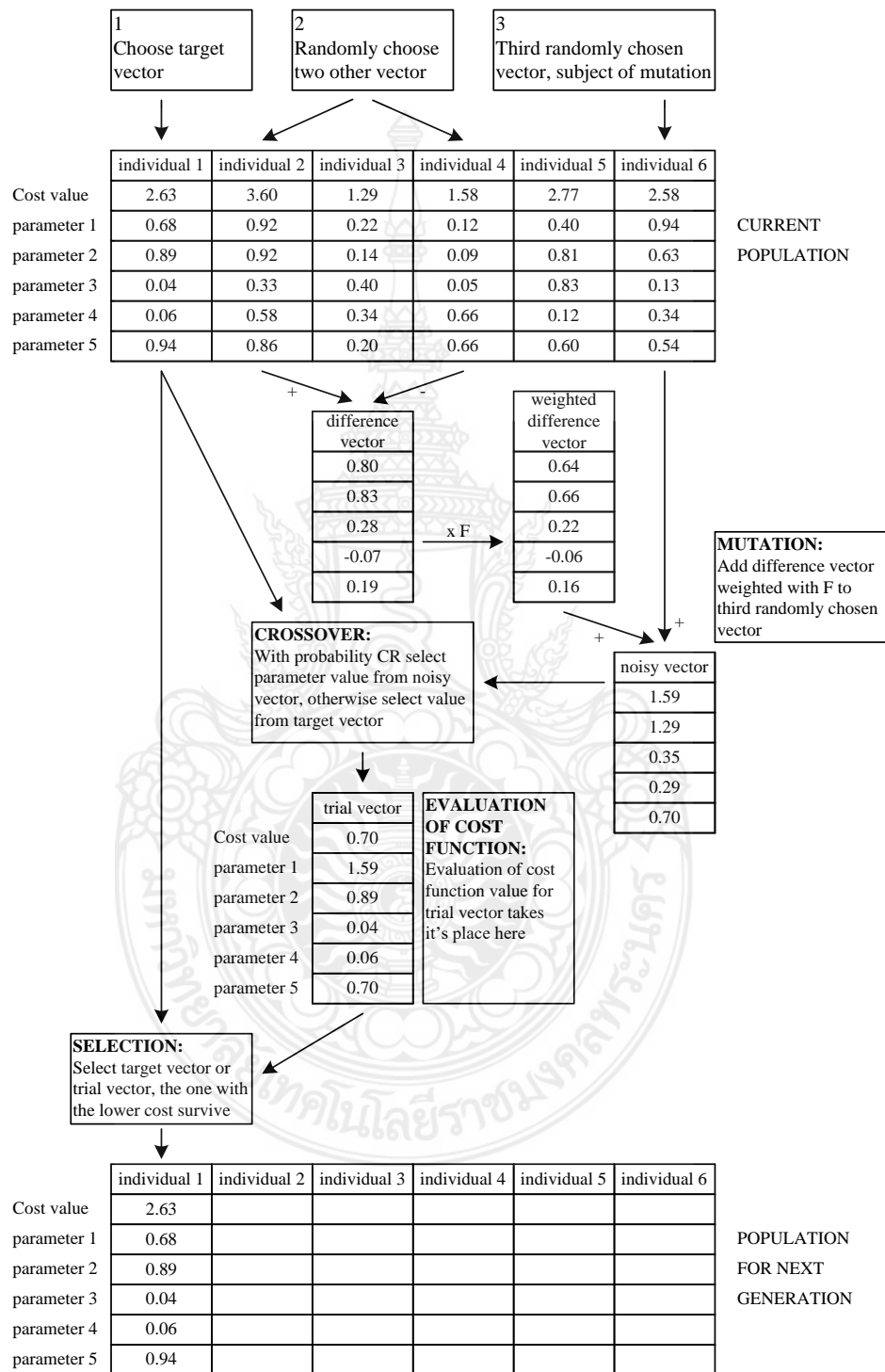
รูปที่ 2.3 ตัวอย่างการสลับสายพันธุ์แบบไบโนเมียล แสดงเป็นภาพ



รูปที่ 2.4 ตัวอย่างการสลับสายพันธุ์แบบเอกซีโพนเนนเชียลแสดงเป็นภาพ

### 2.1.6 การพรรณนาตัวอย่างดิฟเฟอเรนเชียลวิอลูชันเป็นตัวเลขด้วยภาพ

การพรรณนาตัวอย่างกระบวนการในการสร้างเวกเตอร์หนึ่งเวกเตอร์สำหรับยุคถัดไป ซึ่งปัญหาที่นำมาแสดงนี้เป็นปัญหาการหาค่าที่ต่ำที่สุดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 ตัวอย่างการวิวัฒนาการของดิฟเฟอเรนเชียลวิอลูชันพรรณนาด้วยตัวเลข [45]

รูปที่ 2.5 [45] เป็นการพรรณนาตัวอย่างกระบวนการในการสร้างเวกเตอร์หนึ่งเวกเตอร์สำหรับยุคถัดไป ซึ่งปัญหาที่นำมาแสดงนี้เป็นปัญหาการหาค่าที่ต่ำที่สุดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ คือฟังก์ชัน  $f(X) = x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5$  โดยมีขนาดของประชากรเป็น 6 แพคเตอร์ปรับขนาด  $F$  มีค่าเป็น 0.8 อัตราการสลับสายพันธุ์  $CR$  มีค่าเป็น 0.6 การประเมินค่าวัตถุประสงค์ของปัจเจกคำนวณจากฟังก์ชัน  $f(X)$  และแสดงไว้ที่เซลล์บนสุดของเวกเตอร์แต่ละตัว สำหรับเวกเตอร์เป้าหมายตัวแรก (individual 1) ทำการสุ่มเลือกปัจเจกจำนวนสามปัจเจกได้ปัจเจกที่ 2 4 และ 6 นำเวกเตอร์ทั้งสามนี้มาสร้างเวกเตอร์มิวแทนท์ด้วย (2.3) หลังจากนั้นนำเวกเตอร์มิวแทนท์มาสลับสายพันธุ์กับเวกเตอร์เป้าหมาย ซึ่งพารามิเตอร์ตัวที่ 1 และ 5 ของเวกเตอร์ทดลองคัดลอกมาจากเวกเตอร์มิวแทนท์ และพารามิเตอร์ของเวกเตอร์ทดลองอื่น ๆ ที่เหลือคัดลอกมาจากเวกเตอร์เป้าหมาย เมื่อสร้างเวกเตอร์ทดลองเสร็จแล้ว ดิฟเฟอเรนเชียลวิโลชันจึงเข้าสู่การดำเนินการคัดเลือก ในขั้นตอนนี้ค่าวัตถุประสงค์ของเวกเตอร์ทดลองและเวกเตอร์เป้าหมายจะถูกนำมาเปรียบเทียบกัน เนื่องจากค่าวัตถุประสงค์ของเวกเตอร์เป้าหมายมีค่าต่ำกว่า เวกเตอร์เป้าหมายจึงถูกคัดเลือกให้รอดไปยังยุคถัดไปและคัดลอกเวกเตอร์เป้าหมายไปยังประชากรยุคถัดไป

สรุปแล้ว กลไกสำคัญ 3 ประการที่ทำให้ดิฟเฟอเรนเชียลวิโลชันประสบความสำเร็จในการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมคือ การปรับตัวพื้นที่ผ่านการผ่าเหล่าด้วยเวกเตอร์ผลต่าง การควบคุมความหลากหลายของประชากรด้วยการสลับสายพันธุ์ และการพัฒนาคุณภาพประชากรให้ดีขึ้นด้วยการคัดเลือกแบบอีลิท (Elitism)

### 2.1.7 ประโยชน์และข้อดีของดิฟเฟอเรนเชียลวิโลชัน

ดิฟเฟอเรนเชียลวิโลชันจัดเป็นออปติไมเซอร์ที่มีอนุภาพสูงที่สุดตัวหนึ่งจากหลักฐานต่อไปนี้

1. ดิฟเฟอเรนเชียลวิโลชันสามารถแก้ปัญหาที่มีตัวแปรชนิดผสม และปัญหาที่มีเงื่อนไขบังคับ การแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายฐานนิยม และการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์ ดังนั้นดิฟเฟอเรนเชียลวิโลชันสามารถแก้ปัญหาได้หลากหลายประเภท

2. การนำดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันไปดำเนินการจริงทำได้ง่ายกว่าขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการประเภทอื่น ๆ

3. จำนวนของพารามิเตอร์ควบคุมมีจำนวนน้อยมาก ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบดั้งเดิมนั้นมีเพียงสามพารามิเตอร์เท่านั้น คือ  $CR$ ,  $F$  และ  $NP$

4. การผ่าเหล่าโดยใช้เวกเตอร์ผลต่าง ทำให้ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน มีความสามารถปรับตัวเองได้ (Self-Adaptive) ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันปรับตัวไปตามภูมิทัศน์ของฟังก์ชันวัตถุประสงค์โดยไม่ต้องการความรู้เกี่ยวกับลักษณะสมบัติของปัญหานั้นล่วงหน้าก่อนดำเนินการวิวัฒนาการ

## 2.2 การทบทวนวรรณกรรมด้านการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์

เนื่องจากดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันเป็นที่รู้จักครั้งแรกในสังคมของความฉลาดทางการคำนวณราว ๆ สิบกว่าปีที่แล้ว และได้รับความสนใจมากมายจากนักวิจัยจากทั่วทุกมุมโลกในการพัฒนาและนำดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันไปใช้ประโยชน์ในการแก้ไขปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด การทบทวนวรรณกรรมที่สำคัญของแก้ไขปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์โดยใช้ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแสดงไว้ในหัวข้อนี้ ผู้วิจัยจัดประเภทดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันทั้งหลายโดยตั้งอยู่บนหลักการปรับแต่งดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบดั้งเดิมได้ดังต่อไปนี้

### 2.2.1 การบัญญัติปัญหา

การหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์พยายามที่จะหาค่าวัตถุประสงค์ที่ต่ำที่สุดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลาย ๆ ฟังก์ชันพร้อม ๆ กัน พิจารณาปัญหา MOPs ต่อไปนี้ [46]

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathcal{R}^D} \mathbf{F}(\mathbf{x}) = [F_1(\mathbf{x}), F_2(\mathbf{x}), \dots, F_k(\mathbf{x})] \quad (2.13)$$

และตัวแปรตัดสินใจ (Decision Variable)  $n$  อยู่ในขอบเขต

$$x_i^L \leq x_i \leq x_i^U, \quad i = 1, 2, \dots, D \quad (2.14)$$

เมื่อ  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in \mathcal{R}^D$

ฟังก์ชัน  $F_i$  เรียกว่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หรือฟังก์ชันความเหมาะสม (Fitness Function) และ  $F_i(\mathbf{x})$  เรียกว่าค่าวัตถุประสงค์หรือค่าความเหมาะสมของ  $F_i$  ส่วนเวกเตอร์  $\mathbf{x}$  เป็นตัวแทนของเวกเตอร์ตัดสินใจของตัวแปรตัดสินใจจำนวน  $n$  ตัวแปร โดยตัวแปรตัดสินใจแต่ละตัวแปรนั้นมีค่าอยู่ในขอบเขตล่าง  $x_i^L$  และขอบเขตบน  $x_i^U$  เงื่อนไขขอบเขตของตัวแปรทั้ง  $n$  ตัวเหล่านี้ประกอบกันเป็นปริภูมิการตัดสินใจ (Decision Space)  $S \subseteq \mathcal{R}^n$  หรือเรียกว่าปริภูมิการค้นหา (Search Space) และฟังก์ชันวัตถุประสงค์จำนวน  $k$  ฟังก์ชันประกอบกันเป็นปริภูมิวัตถุประสงค์  $Z$

เวกเตอร์ตัดสินใจที่ทำให้  $\mathbf{F}(\mathbf{x})$  มีค่าต่ำที่สุด หมายถึง ค่าตอบที่เหมาะสมที่สุด ด้วยหลักการทวิภาวะ (Duality) พบว่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์สามารถแปลงจากการหาค่าที่ต่ำที่สุดเป็นการหาค่าที่สูงที่สุดหรือแปลงในทางกลับกันได้ดังนี้

$$\left. \begin{aligned} \max F_i(\mathbf{x}) &= \min(-F_i(\mathbf{x})) \\ \min F_i(\mathbf{x}) &= \max(-F_i(\mathbf{x})) \end{aligned} \right\} \quad (2.15)$$

## 2.2.2 การหาค่าเหมาะสมพारेโต (Pareto Optimization)

ถ้าปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมมีเพียงวัตถุประสงค์เดียว เราค้นหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุดเพียงค่าเดียวหรือเรียกว่าค่าที่เหมาะสมที่สุดโดยรวม อย่างไรก็ตาม สำหรับปัญหาแบบ MOPs นั้นฟังก์ชันวัตถุประสงค์บางฟังก์ชันมีความขัดแย้งกับฟังก์ชันวัตถุประสงค์อื่น ๆ ดังนั้นเราจึงไม่สามารถหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของทุกฟังก์ชันวัตถุประสงค์ได้ในเวลาเดียวกัน ดังนั้นคำตอบที่เหมาะสมของปัญหา MOPs จึงเป็นเซตของคำตอบที่เหมาะสมที่สุดที่ต้องแลกเปลี่ยนกัน โดยไม่ใช่คำตอบที่เหมาะสมที่สุดเพียงคำตอบเดียว ดังนั้นแนวคิด “ความเด่นพारेโต (Pareto Dominance)” และ “ความเหมาะสมพारेโต (Pareto Optimality)” จึงถูกนำมาใช้ในการแก้ปัญหา MOPs เพื่อให้ได้เซตของคำตอบที่เหมาะสม

### นิยาม 2.1 ความเด่นพारेโต

พิจารณาปัญหาการหาค่าที่ต่ำที่สุด เวกเตอร์ตัดสินใจ  $\mathbf{x}_a$  จะเด่นกว่าเวกเตอร์ตัดสินใจ  $\mathbf{x}_b$  ก็ซึ่งแสดงเป็นสัญลักษณ์ คือ  $\mathbf{x}_a \prec \mathbf{x}_b$  ก็ต่อเมื่อ

1.  $F_i(\mathbf{x}_a) \leq F_i(\mathbf{x}_b)$  สำหรับทุก  $i=1,2,\dots,k$  และ
2.  $F_j(\mathbf{x}_a) < F_j(\mathbf{x}_b)$  อย่างน้อยหนึ่งตำแหน่งที่  $j = (1,2,\dots,k)$

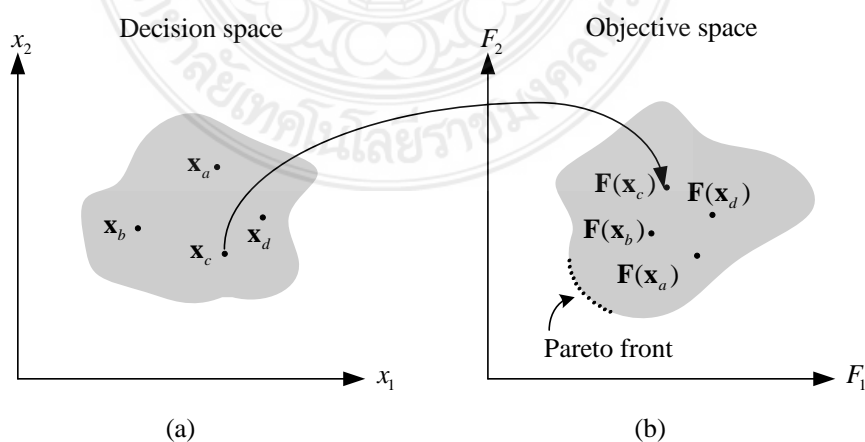
นิยาม 2.2: เซตคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำ (Nondominated Set)

กำหนดให้  $P$  เป็นเซตของเวกเตอร์ตัดสินใจในปริภูมิการค้นหา  $P \subseteq S$  แล้วเซตคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำ คือ เวกเตอร์ตัดสินใจทุกเวกเตอร์ใน  $P$  ที่ไม่มีเวกเตอร์ใด ๆ ในเซต  $P$  เด่นกว่า

นิยาม 2.3: เซตคำตอบที่เหมาะสมที่สุดพาเรโต (Pareto Optimal Set)

เวกเตอร์ตัดสินใจ  $\mathbf{x}^*$  เป็นเซตคำตอบที่เหมาะสมที่สุดพาเรโต ถ้าไม่มีเวกเตอร์ตัดสินใจใด ๆ ที่มีค่าวัตถุประสงค์  $\mathbf{F}(\mathbf{x}_i)$  เด่นกว่า  $\mathbf{F}(\mathbf{x}^*)$  กลุ่มของเวกเตอร์ตัดสินใจนี้คือเซตคำตอบที่เหมาะสมที่สุดพาเรโต ซึ่งหมายความว่าคำตอบแต่ละคำตอบในเซตนี้มีความสำคัญเท่ากันทุกคำตอบ และมีการประนีประนอมระหว่างค่าวัตถุประสงค์ต่าง ๆ แบบแลกเปลี่ยนกัน กราฟของค่าวัตถุประสงค์ที่ได้ในปริภูมิวัตถุประสงค์ที่ได้มาจากการนำเซตคำตอบที่เหมาะสมที่สุดพาเรโตมาวาด เรียกว่า พาเรโตฟรอนท์ (Pareto Front)

รูปภาพตัวอย่างของปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบสองวัตถุประสงค์ได้แสดงดังรูปที่ 2.6 จากรูปที่ 2.6 (a)  $\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b, \mathbf{x}_c$  และ  $\mathbf{x}_d$  เป็นตัวแปรตัดสินใจที่อยู่ในปริภูมิการตัดสินใจ และค่าความเหมาะสมของตัวแปร คือ  $\mathbf{F}(\mathbf{x}_a), \mathbf{F}(\mathbf{x}_b), \mathbf{F}(\mathbf{x}_c)$  และ  $\mathbf{F}(\mathbf{x}_d)$  อยู่ในปริภูมิวัตถุประสงค์แสดงดังรูปที่ 2.6 (b) และภาพพาเรโตฟรอนท์



รูปที่ 2.6 ตัวอย่างของปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบสองวัตถุประสงค์

## 2.3 การทบทวนวรรณกรรมด้านดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์

การทบทวนวรรณกรรมเรื่องปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์โดยใช้ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันในหัวข้อนี้แบ่งเป็นประเภทต่าง ๆ โดยมีหลักการแบ่งตั้งอยู่บนดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบดั้งเดิม จัดเป็นประเภทได้ดังต่อไปนี้

### 2.3.1 ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ที่มีหลักการตั้งอยู่บนความเด่นพาเรโต

Abbass et al. [47] เสนอขั้นตอนวิธี Pareto-frontier differential evolution (PDE) เพื่อแก้ปัญหา MOPs ประชากรเริ่มต้นถูกสร้างขึ้นแบบสุ่มจากการกระจายแบบเกาส์เซียน (Gaussian Distribution) ที่มีค่าเฉลี่ยเป็น 0.5 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 0.15 คำตอบที่ไม่เด่นทั้งหมดจะถูกคัดออกจากประชากร คำตอบที่เหลือคือคำตอบที่ไม่มีใครเด่นทั้งหมดและถูกเลือกให้เป็นพ่อแม่ขั้นตอนการสืบพันธุ์ คือ DE/rand/1/bin ขั้นตอนวิธี PDE ยังกำหนดจำนวนของคำตอบที่ไม่มีใครเด่นให้คงที่ ถ้าจำนวนคำตอบที่ไม่มีใครเด่นมากเกินกว่าขนาดที่กำหนดไว้ คำตอบที่อยู่รวมกันหนาแน่นจะถูกคัดออกจากประชากรโดยตัววัดระยะ แฟคเตอร์ปรับขนาด  $F$  ถูกสุ่มสร้างจากการกระจายแบบเกาส์เซียนที่มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1 สำหรับ  $CR$  นั้นกำหนดจากการศึกษาแบบเอมไพริคอล และพบว่าถ้าต้องการให้อัลกอริทึมสามารถค้นพบคำตอบที่ไม่มีใครเด่นกว่ากันจำนวนมากแล้วควรกำหนดค่า  $CR$  ให้เป็นค่าน้อย ๆ หลังจากนั้น Abbass [48] ปรับปรุง PDE ให้สามารถปรับตัวเองได้ โดยค่า  $F$  และ  $CR$  ปรับค่าเองโดยอัตโนมัติโดยสืบทอดมาจากพ่อแม่ของ  $F$  และ  $CR$  ในวิธีการสลับสายพันธุ์แบบเดียวกับวิธีการสลับสายพันธุ์ของตัวแปรตัดสินใจ อัลกอริทึมนี้เรียกว่า self-adaptive Pareto differential evolution algorithm (SPDE)

Xue et al. [49] นำเสนออัลกอริทึม Pareto-based multi-objective differential evolution (MODE) โดยการคัดเลือกปัจเจกที่ดีที่สุดมาดำเนินการผ่าเหล่า คำตอบที่ไม่มีใครเด่นกว่าในประชากรจะถูกระบุตัวตนในแต่ละยุค สำหรับการผ่าเหล่าของปัจเจก  $p$  นั้นปัจเจก  $p$  จะต้องถูกตรวจสอบก่อนว่าเป็นคำตอบที่ไม่เด่นหรือไม่ ถ้า  $p$  เป็นคำตอบที่ไม่เด่น แล้วอัลกอริทึมระบุเซตของคำตอบทั้งหมดที่เด่นกว่า  $p$  และคำตอบที่เด่นกว่า  $p$  จะถูกสุ่มเลือกมาหนึ่งคำตอบจากเซตนั้นให้เป็น  $p_{best}$  ( $p_{best}-p$ ) นำมาเป็นเวกเตอร์ผลต่างสำหรับการดำเนินการผ่าเหล่า ไม่เช่นนั้น  $p$  จะเป็น  $p_{best}$  และเวกเตอร์ผลต่างเป็น 0 และไม่มีผลใด ๆ ความแตกต่างหลัก ๆ จากดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน

ชั้นแบบวัตถุประสงค์เดียวคือ ปัจเจกที่ดีที่สุดมีการแปรค่าไปมากกว่ามีค่าคงที่ในขั้นตอนการสืบพันธุ์ และผู้วิจัยขณะนี้ยังคงนำเอาการคัดเลือก (รวมประชากรพ่อแม่และลูก) ด้วยวิธีการจัดลำดับแบบพาเรโต (Pareto Ranking) และระยะทางเบียดเสียด (Crowding Distance) มาสร้างประชากรในยุคถัดไปและยังคงทำให้เกิดความหลากหลาย ผู้วิจัยขณะนี้นำ MODE ไปประยุกต์ใช้สนับสนุนการตัดสินใจในปัญหา design-supplier-manufacturing planning problem [50]

Kukkonen and Lampinen [51] พัฒนา Generalized Differential Evolution Version Three (GDE3) เพื่อแก้ปัญหา MOPs อัลกอริทึม GDE3 รวมเอา Pareto-based differential evolution เข้ากับ GDE เวอร์ชันก่อน ถ้าปัญหาเป็นการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบวัตถุประสงค์เดียวที่ไม่มีเงื่อนไขบังคับแล้ว GDE3 มีกระบวนการเหมือนกับดิวอลิโวลูชันแบบดั้งเดิม เวอร์ชันที่ 3 นี้ นำเอาการเพิ่มประชากรและการจัดเรียงที่ไม่มีใครเด่น (Non-dominated Sorting) จาก NSGA-II [52] มาใช้เพื่อทำให้ความหลากหลายดีขึ้นและทำให้อัลกอริทึมมีความไวต่อพารามิเตอร์ควบคุมน้อยลง ผู้วิจัยขณะนี้ยังคงศึกษาเกี่ยวกับพารามิเตอร์ควบคุมว่าส่งผลกระทบต่อ GDE3 [53] อย่างไร และค้นพบว่า GDE3 มีความทนทานกว่าเวอร์ชันก่อน แต่อัลกอริทึมนี้มีสมรรถนะแย่งเมื่อนำไปแก้ปัญหาค่าเหมาะที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์แบบหมุน (Rotated Multiobjective Optimization Problem) ดังเอกสารที่บันทึกใน [54] การนำ GDE3 ไปประยุกต์ใช้แสดงไว้ใน [55]

Robic and Filipic [56] เสนอ Differential Evolution for Multiobjective Optimization (DEMO) ซึ่งรวมเอาข้อดีของดิวอลิโวลูชันเข้ากับกลไกของวิธีการจัดลำดับแบบพาเรโตและระยะเบียดเสียด DEMO รักษาประชากรไว้เพียงกลุ่มเดียวแต่ขนาดของประชากรสามารถขยายได้ระหว่างการวิวัฒนาการแต่ละยุค ในตอนท้ายของยุคประชากรที่ขยายขนาดจะถูกลดขนาดลงให้เหลือเท่ากับขนาดของประชากรที่กำหนดไว้ด้วยการจัดเรียงที่ไม่มีใครเด่นและระยะเบียดเสียด กลไกหลักอีกอย่างหนึ่ง คือ การแทนที่ปัจเจกที่เป็นพ่อแม่ทันทีที่ถูกเด่นกว่า กลไกนี้ส่งเสริมอีลิททำให้ DEMO ลู่เข้าเร็วขึ้น

lorio and Li [57] นำเสนอ Non-Dominated Sorting DE (NSDE) โดยการดัดแปลง NSGA-II ในขั้นตอนการสืบพันธุ์ โดยแทนตัวดำเนินการสลับสายพันธุ์และการผ่าเหล่าเดิมของ NSGA-II ด้วยตัวดำเนินการสลับสายพันธุ์และการผ่าเหล่าของดิวอลิโวลูชันตามลำดับ



### 2.3.2 ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ที่ไม่อิงหลักการพาเรโต

Li and Zhang [58] เสนออัลกอริทึม Multiobjective DE based on Decomposition (MOEA/D-DE) ซึ่งใช้ดีคอมโพสิชัน (Decomposition) เพื่อแปลงการประมาณพาเรโตฟรอนท์ ออกเป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมแบบวัตถุประสงค์เดียวจำนวนหนึ่ง แล้วจึงดำเนินการ DE/rand/1/bin เพื่อสร้างคำตอบเป้าหมายและใช้ประโยชน์จากความสัมพันธ์กับเพื่อนบ้านระหว่างปัญหาย่อย (Subproblem) มาทำให้การค้นหามีประสิทธิภาพพละประสิทธิภาพมากขึ้น อัลกอริทึมนี้ ไม่ได้นำแนวคิดพาเรโตมาใช้

### 2.3.3 ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ที่ปรับตัวเอง

Huang et al. [59] ปรับขยาย SaDE [60] เพื่อแก้ปัญหา MOPs และตั้งชื่ออัลกอริทึมใหม่ว่า Multi-Objective SaDE Algorithm (MOSaDE) สามารถปรับวิธีการสร้างเวกเตอร์ทดลองและพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องได้เองตามประสบการณ์การสร้างคำตอบที่น่าจะเป็นไปได้ก่อนหน้านี้ เช่นเดียวกับ SaDE แต่อย่างไรก็ตาม MOSaDE ใช้การจัดเรียงที่ไม่มีใครเด่นและความเบียดเสียดในกระบวนการวิวัฒนาการด้วย ต่อมาภายหลัง Huang et al. [61] ดัดแปลง MOSaDE เพื่อที่จะศึกษาการกำหนดอัตราการสลับสายพันธุ์ที่เหมาะสมและวิธีการผ่าเหล่าที่เหมาะสมสำหรับฟังก์ชัน วัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันแยกกัน

Zamuda et al. [62] นำเสนอ differential evolution for multiobjective optimization with self-adaptation (DEMOwSA) ซึ่งเป็นการปรับขยาย DEMO ให้พารามิเตอร์  $F$  และ  $CR$  ปรับค่าเองโดยอัตโนมัติ ด้วยการเข้ารหัส  $F$  และ  $CR$  ไปในตัวแปรตัดสินใจและผ่านการวิวัฒนาการไปพร้อมกันกับประชากร

Zhang and Sanderson [63] เสนอ self-adaptive multiobjective DE with direction information provided by archived inferior solutions (JADE2) ซึ่งปรับขยายมาจาก JADE อัลกอริทึม JADE2 นำเอาการปรับพารามิเตอร์  $F$  และ  $CR$  ด้วยตัวมันเองและกลไกการคัดเลือกตั้งอยู่บนความเด่นพาเรโตและความหนาแน่นเบียดเสียด (Crowding Density) การปรับค่า  $F$  และ  $CR$  ตั้งอยู่บนหลักการที่ว่า ค่าพารามิเตอร์ควบคุมที่ดีกว่าจะทำให้การสร้างปัจเจกมีแนวโน้มที่ดีที่จะรอดไปยังยุคถัดไป ดังนั้นค่าพารามิเตอร์ควบคุมนี้ควรจะเผยแพร่ไปยังยุคถัดไปด้วย

#### 2.3.4 ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ที่อิงอยู่บนหลักการดำเนินการตรงข้าม

Dong and Wang [64] นำเสนอดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ที่อิงอยู่บนการดำเนินการตรงข้ามเพื่อแก้ปัญหา MOPs โดยนำแนวคิดของ ODE [65] คือ วิธีการสร้างประชากรตั้งต้นและการกระโดดข้ามยุคที่มีพลวัตโดยตั้งอยู่บนจำนวนของคำตอบที่ไม่มีใครเด่นกว่า ที่สร้างขึ้นโดยดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน และนำคำตอบที่ไม่มีใครเด่นไปเก็บไว้ยังหน่วยเก็บถาวรภายนอก (External Archive) และทำการจัดเรียงลำดับเหมือนกับกลไกของ NSGA-II.

#### 2.4 การทบทวนวรรณกรรมด้านขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์ที่ตั้งอยู่บนตัวชี้วัด

สมรรถนะของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์ สามารถทำให้สูงขึ้นได้ด้วยการเฝ้าดูสถานะของกระบวนการวิวัฒนาการโดยเมตริกซ์สมรรถนะ การออกแบบขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์โดยตั้งอยู่บนหลักการนี้ เรียกว่า ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์ที่ตั้งอยู่บนตัวชี้วัด (Indicator-Based Multiobjective Evolutionary Algorithm; Indicator-based MOEAs) ซึ่งสามารถนำขั้นตอนวิธีที่มีชื่อเสียงมากมาสรุปได้ดังนี้

HypE [66] คือ ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์ที่ตั้งอยู่บนไฮเปอร์โวลุ่ม (Hypervolume-Based Multiobjective Evolutionary Algorithm; HypE) วิธีนี้นำเอาการจำลองแบบมอนติ-คาโลมาคำนวณค่าประมาณของค่าไฮเปอร์โวลุ่มที่แท้จริง และกำหนดตำแหน่งให้กับคำตอบทั้งหมดด้วยตัวชี้วัดไฮเปอร์โวลุ่ม ตำแหน่งของคำตอบสามารถนำไปใช้ในการประเมินค่าความเหมาะสม การเลือกจับคู่ (mating selection) และการคัดเลือกสิ่งแวดล้อม (environmental selection) โดยการออกแบบทำให้อัลกอริทึมนี้มีความสมดุลระหว่างความแม่นยำของการประมาณและต้นทุนการคำนวณค่าไฮเปอร์โวลุ่ม

IBEA [67] หลีกเลียงการจัดลำดับความเด่นและประยุกต์ใช้ตัวชี้วัดสมรรถนะแบบไบนารี โดยตรงกับกระบวนการคัดเลือก IBEA รวมกับตัวชี้วัดที่เลือกมาซึ่งนิยามด้วยเป้าหมายของการหาค่าที่เหมาะสมและสามารถปรับค่าได้ไปตามความต้องการของผู้ใช้โดยไม่ต้องเพิ่มกลไกการรักษาความหลากหลายเพิ่มเติม เช่น การแชร์ค่าความเหมาะสม

SMS-EMOA [68] ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์ที่ตั้งอยู่บนไฮเปอร์โวลุ่ม การจัดเรียงที่ไม่มีใครเด่นถูกนำมาใช้เป็นวิธีการกำหนดตำแหน่ง และวิธีการคัดเลือกตั้งอยู่บนผลการสนับสนุนไฮเปอร์โวลุ่ม (Hypervolume Contribution) ถ้าคำตอบใด ๆ จากตำแหน่งพร้อมที่แย่มากที่สุด หมายความว่าช่วยเพิ่มค่าไฮเปอร์โวลุ่มน้อยที่สุดจะถูกคัดออกจากประชากร

## 2.5 การทบทวนวรรณกรรมด้านเกณฑ์การหยุดทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์

การตั้งเกณฑ์การหยุดทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการใด ๆ มักจะตั้งเกณฑ์ที่จะอนุญาตให้ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการทำกระบวนการวิวัฒนาการเป็นเวลานานมากพอที่ประชากรจะลู่เข้าไปยังค่าเหมาะสมโดยรวม (Global Optimum) แต่ต้องไม่สูญเสียทรัพยากรในการคำนวณ ดังนั้นเมื่อประชากรลู่เข้าแล้วกระบวนการวิวัฒนาการควรจะหยุดทำงานทันที ซึ่งปัญหาต่าง ๆ ในโลกความเป็นจริงมักจะเป็นปัญหาที่มีฟังก์ชันวัตถุประสงค์แบบมีเงื่อนไขบังคับและต้องการใช้ทรัพยากรในการคำนวณสูง [97] เกณฑ์การหยุดทำงานแบบที่เป็นธรรมเนียมปฏิบัติมักจะกำหนดเป็นจำนวนรุ่นวิวัฒนาการที่มากที่สุด หรือจำนวนครั้งในการประเมินค่าฟังก์ชันที่สูงที่สุด [98] ซึ่งขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการใด ๆ สามารถดำเนินกระบวนการวิวัฒนาการได้หลายรุ่นจนกระทั่งจำนวนรุ่นวิวัฒนาการของประชากรที่กำลังวิวัฒนาการมีค่าเท่ากับเกณฑ์จำนวนรุ่นวิวัฒนาการสูงสุด แล้วระเบียบวิธีเชิงวิวัฒนาการจะหยุดกระบวนการและนำส่งคำตอบที่เหมาะสมที่สุดที่ทำได้ หรือถ้ากำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานเป็นจำนวนครั้งในการประเมินค่าฟังก์ชันที่มากที่สุดแล้ว ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการใด ๆ จะดำเนินกระบวนการวิวัฒนาการจนกระทั่งจำนวนครั้งของการประเมินค่าฟังก์ชันของกระบวนการวิวัฒนาการเท่ากับเกณฑ์จำนวนครั้งในการประเมินค่าฟังก์ชันที่สูงที่สุดแล้ว ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการจะหยุดกระบวนการและนำส่งคำตอบที่เหมาะสมที่สุดที่ทำได้

อย่างไรก็ตาม การกำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานตามแบบธรรมเนียมปฏิบัติ คือ การกำหนดค่าจำนวนรุ่นวิวัฒนาการที่มากที่สุด หรือจำนวนครั้งในการประเมินค่าฟังก์ชันที่สูงที่สุดให้เหมาะสมกับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่กำลังเผชิญ หรือออฟติไมเซอร์แบบต่าง ๆ ล่วงหน้าก่อนที่จะดำเนินการขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการนั้นทำได้ยาก หากกำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานต่ำเกินไป ออฟติไมเซอร์อาจจะไม่สามารถหาค่าที่เหมาะสมที่แท้จริงได้ หรือถ้ากำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานสูงเกินไป

อาจทำให้ออปติไมเซอร์ต้องดำเนินการบวนการวิวัฒนาการยาวนานเกินความจำเป็น และสิ้นเปลืองทรัพยากรในการคำนวณโดยเปล่าประโยชน์ ทั้ง ๆ ที่ออปติไมเซอร์อาจจะค้นพบค่าที่เหมาะสมแล้ว ดังนั้นในอีกมุมมองหนึ่ง การกำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานอาจจัดเป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมเสียเอง หรือเป็นปัญหาการลองผิดลองถูก (Trial-and-Error) และเป็นการสิ้นเปลืองเวลา

ดังนั้นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเกณฑ์การหยุดทำงานแบบต่าง ๆ นอกเหนือไปจากเกณฑ์การหยุดทำงานตามธรรมเนียมปฏิบัติมีดังต่อไปนี้

Zielinski *et al.* [97] วิเคราะห์ระยะเวลาในการดำเนินงานโดยพิจารณาเกณฑ์การหยุดทำงานของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันและการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคแบบวัตถุประสงค์เดียว โดยอัลกอริทึมทั้งสองชนิดนี้มีความแตกต่างกันที่ขั้นตอนการคัดเลือก โดยที่ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันเลือกโดยวิธีโลภ (Greedy Selection) ซึ่งขึ้นอยู่กับค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ PSO ยอมให้อนุภาคทั้งหมดถูกเลือกให้วิวัฒนาการต่อโดยไม่ขึ้นกับค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ส่วนเกณฑ์การหยุดทำงานของ DE ที่นำมาศึกษามีทั้งหมด 5 เกณฑ์ คือ *RefCrit*, *MaxDist*, *StdDev*, *ComCrit* และ *MaxDistQuick* และพบว่า DE มีสมรรถนะใกล้เคียงกันสำหรับเกณฑ์การหยุดทำงานทั้งหมด แต่ DE มีสมรรถนะสูงที่สุดเมื่อเกณฑ์การหยุดทำงานเป็นเกณฑ์ *MaxDist* หมายถึงขั้นตอนวิธีจะหยุดทำงานถ้าระยะทางที่มากที่สุดวัดจากเวกเตอร์ทุกเวกเตอร์ไปยังสมาชิกที่มีค่าวัตถุประสงค์ดีที่สุดในค่าระดับธรสโฮลด์ (Threshold) นอกจากนี้เกณฑ์ *MaxDist* ยังนำไปปฏิบัติง่ายที่สุด หลังจากนั้น Zielinski *et al.* [101] นำเสนอว่า เป้าหมายหลักของการนำอัลกอริทึมสำหรับหาค่าที่เหมาะสมที่สุดไปประยุกต์ใช้ คือ ขั้นตอนวิธีสามารถหาค่าที่เหมาะสมโดยรวมได้โดยใช้ความพยายามในการคำนวณน้อยที่สุด ดังนั้นคณะวิจัยนี้จึงวิเคราะห์เกณฑ์การหยุดทำงานหลายเกณฑ์ โดยทดลองใช้ดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันมาแก้ปัญหาที่การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบวัตถุประสงค์เดียวที่มีเงื่อนไขบังคับคือ ปัญหาการจัดสรรกำลังไฟฟ้าให้การเข้าถึงแบบหลายทางด้วยการเข้ารหัส (Code Division Multiple Access) ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า เกณฑ์การหยุดทำงานที่ทำให้ขั้นตอนวิธีมีสมรรถนะดีที่สุดคือ เกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนการกระจายของสมาชิก ได้แก่ *MaxDist*, *StdDev*, และ *Diff*

Zielinski และ Laur [98] เสนอว่าเกณฑ์การหยุดทำงานควรจะปรับตัวเองตามสถานะของการวิวัฒนาการ โดยนำเสนอเกณฑ์การหยุดทำงานสามประเภท คือ เกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนสถานะการปรับปรุง (Improvement-based Criteria) เกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนการเคลื่อนที่ (Movement-based Criteria) และเกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนการกระจายของสมาชิกในประชากร (Distribution-based Criteria) เพื่อให้ได้เวลาหยุดการทำงานที่เหมาะสมสำหรับ DE โดยมีการทดสอบเกณฑ์การหยุดทำงานกับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมแบบวัตถุประสงค์เดียวที่มีเงื่อนไขบังคับ วัดสมรรถนะของ DE ด้วยเปอร์เซ็นต์ของการดำเนินงานที่เป็นผลสำเร็จ (Percentage of Successful Run) และความพยายามในการคำนวณ (Computational Effort) ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าสำหรับ DE แบบวัตถุประสงค์เดียวที่มีเงื่อนไขบังคับจะมีสมรรถนะดีที่สุดเมื่อเกณฑ์การหยุดทำงาน คือ เกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนการกระจายของสมาชิกในปริภูมิวัตถุประสงค์ ซึ่งในที่นี้คือเกณฑ์ *Diff* ซึ่งกำหนดให้ขั้นตอนวิธีหยุดทำงานถ้าผลต่างระหว่างค่าที่ดีที่สุดและค่าที่แย่ที่สุดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในยุคนั้นต่ำกว่าค่าเทรชโฮลด์ที่กำหนด แต่เกณฑ์นี้มีข้อจำกัดคือ ไม่สามารถใช้ได้สำหรับฟังก์ชันแบบพื้นผิวเรียบ แต่เกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนการกระจายนี้อาจนำไปใช้กับออฟติไมเซอร์แบบหลายวัตถุประสงค์ไม่ได้ เพราะวัตถุประสงค์หลายวัตถุประสงค์เป็นแบบขัดแย้งกัน ส่วนการนำเกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนสถานะการปรับปรุงไปใช้กับออฟติไมเซอร์แบบหลายวัตถุประสงค์อาจจะเป็นไปได้

Iwan *et al.* [99] นำเสนอวิธีการรับมือกับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่มีเงื่อนไขบังคับแบบวัตถุประสงค์เดียว และเกณฑ์การหยุดทำงาน โดยมีแนวคิดมากจากงานของ Zielinski และ Laur [98] ที่ระบุว่าเกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนการกระจายทั้งในปริภูมิวัตถุประสงค์และปริภูมิตัวแปรนั้น เป็นเกณฑ์ที่ดีและมีความน่าเชื่อถือเพียงพอในการตรวจจับสถานะการลู่เข้าของประชากร Iwan *et al.* [99] จึงนำเกณฑ์ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของประชากรมาเป็นเกณฑ์การหยุดทำงาน โดยถ้าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของประชากรมีค่าต่ำกว่าค่าเรสโฮลด์ขั้นตอนวิธีจะหยุดทำงาน จากการทดลองพบว่าเมื่อนำวิธีการรับมือเงื่อนไขบังคับและเกณฑ์การหยุดทำงานที่นำเสนอไปทดสอบกับ DE และ PSO แล้วพบว่า DE มีสมรรถนะสูงกว่า PSO ในมุมของสภาพทนทาน (Robustness) และจำนวนยุคของวิวัฒนาการที่ต้องการเพื่อนำสมาชิกเข้าสู่พื้นที่ที่เป็นไปได้ (Feasible Region)

เกณฑ์การหยุดทำงานที่กล่าวมาข้างต้น เป็นเกณฑ์การหยุดทำงานของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบวัตถุประสงค์เดียว สำหรับแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมวัตถุประสงค์เดียวทั้งแบบมีเงื่อนไขบังคับและไม่มีเงื่อนไขบังคับ สำหรับเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับดิฟเฟอเรนเชียลแบบหลายวัตถุประสงค์มีผู้วิจัยนำเสนอไว้ดังนี้

Martí *et al.* [102] นำเสนอเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์ เรียกว่าเกณฑ์ MGBM ที่เกิดจากการนำตัวชี้วัดการปรับปรุงให้ดีขึ้นโดยวัดอัตราความเด่นร่วมกัน (Mutual Domination Rate (MDR) Improvement Indicator) และฟิลเตอร์แบบคาลมาน (Kalman Filter) อย่างง่ายมาประกอบกัน ตัวชี้วัด MDR นี้สามารถวัดกระบวนการหาค่าที่เหมาะสมโดยใช้ทรัพยากรในการคำนวณต่ำซึ่งเหมาะสมกับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบซับซ้อนและแบบมากกว่าสามวัตถุประสงค์ ตัวชี้วัด MDR จะเปรียบเทียบจำนวนสมาชิกที่ไม่เด่นในยุคปัจจุบันกับยุคก่อนหน้าหนึ่งยุค มีค่าอยู่ในช่วง  $[-1, 1]$  ถ้าดัชนีมีค่าเป็น 1 หมายความว่าประชากรปัจจุบันดีกว่ายุคก่อนหน้าอย่างสมบูรณ์ แต่ถ้าดัชนีเป็น 0 แสดงว่าไม่มีความก้าวหน้า และถ้าดัชนีเป็น  $-1$  แสดงว่ายุคปัจจุบันไม่สามารถพัฒนาค่าตอบใดๆ ในยุคก่อนหน้าเลย ส่วนฟิลเตอร์แบบคาลมานนำมาใช้ในการประมาณจากการสังเกต (A Posteriori Estimation) ตัวชี้วัด MDR ปัจจุบัน ดังนั้นเกณฑ์การหยุดทำงาน คือ ถ้าค่าประมาณจากการสังเกตของตัวชี้วัด MDR มีค่าต่ำกว่าเรสไฮลด์แล้ว ขั้นตอนวิธีจะหยุดการดำเนินงาน หลังจากนั้น Martí *et al.* [107] นำเสนอแนวคิดนี้และทำการทดลองใช้เกณฑ์นี้กับขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์ ที่เป็นที่ยอมรับจำนวน 7 ขั้นตอนวิธีพร้อมฟังก์ชันหลายวัตถุประสงค์ชุด DTLZ และ WFG ซึ่งผลการทดสอบที่ได้สอดคล้องกับผลการทดสอบใน [102] โดยต้องการศึกษาฟิลเตอร์ชนิดอื่น ๆ นอกเหนือจากฟิลเตอร์แบบคาลมานที่ใช้ในงานนี้

Guerrero *et al.* [103] นำเสนอเกณฑ์การหยุดทำงานเรียกว่า Least Squares Stopping Criterion (LSSC) สำหรับขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์ ตั้งอยู่บนการวิเคราะห์เรสสิดีว (Residue Analysis) และพารามิเตอร์ทางสถิติง่าย ๆ โดยให้มีจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องตั้งค่าน้อยที่สุด เพื่อให้เกณฑ์การหยุดทำงานนี้ไปประยุกต์ใช้กับขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลาย

วัตถุประสงค์ ชนิดใดก็ได้ โดยขั้นตอนวิธีจะหยุดทำงานเมื่อค่าเรสิดิวของตัวบ่งชี้มีค่าน้อยกว่าเธรสโฮลด์ (การวิวัฒนาการเริ่มเป็น uniform) และความชันของตัวบ่งชี้ต่ำกว่าความชันที่กำหนดไว้ เกณฑ์การหยุดทำงานแบบ LSSC ต้องการตั้งค่าพารามิเตอร์ 2 ตัวเท่านั้นคือ ปริมาณการเปลี่ยนแปลงของตัวชี้วัดที่ยอมรับได้ และขนาดของหน้าต่าง (จำนวนยุค) ที่กำลังพิจารณาอยู่ และคำนวณง่ายคือ ต้องการคำนวณ Least Square Parameters และระยะทาง Euclidean เท่านั้น

Ochoa-Robles *et al.* [105] เสนอว่าปัญหาการออกแบบกระบวนการในทางวิศวกรรมเคมีเป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมแบบหลายวัตถุประสงค์ที่มีเงื่อนไขบังคับ ไม่เป็นเชิงเส้นและเป็นตัวแปรแบบผสม การแก้ปัญหานี้นำเอาดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์มาใช้เป็นเครื่องมือในการแก้ปัญหา พร้อมด้วยการทดสอบเกณฑ์การหยุดทำงาน 3 เกณฑ์ คือ MGBM, Consolidation Ratio (CoR) ซึ่งเป็นตัววัดการลู่เข้า และ Improvement Ratio (IR) เพื่อหาสัดส่วนของประชากรก่อนหน้าที่ถูกข่มด้วยประชากรปัจจุบัน ซึ่งถ้าประชากรลู่เข้าสู่คำตอบพारेโตแล้ว  $IR = 0$  เมื่อทดสอบเกณฑ์การหยุดทำงานกับปัญหาการออกแบบกระบวนการทางวิศวกรรมเคมีซึ่งเป็นปัญหาขนาดใหญ่แล้วพบว่า สมรรถนะของขั้นตอนวิธีไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ แต่เกณฑ์ที่ให้ผลดีที่สุดคือ MGBM ซึ่งยังต้องการศึกษาต่อด้านความทนทานของคำตอบที่ได้เมื่อนำเกณฑ์ MGBM มาประยุกต์ใช้ด้วย ส่วนเมตริกสมรรถนะที่ใช้ในการประเมินสมรรถนะของขั้นตอนวิธีเมื่อหยุดทำงาน คือ จำนวนครั้งในการประเมินค่าฟังก์ชัน

Mahbub *et al.* [106] พัฒนาความทนทานของเกณฑ์การหยุดทำงานโดยมีแนวคิดตั้งอยู่บนการเฝ้าสังเกตทั้งปริภูมิวัตถุประสงค์และปริภูมิเวกเตอร์พร้อมกัน โดยใช้ค่าเฉลี่ยระยะ Hausdorff (Average Hausdorff Distance; AHD) และความหลากหลายทางพันธุกรรม (Genetic Diversity; Div) โดยขั้นตอนวิธีจะหยุดทำงานถ้า  $p$ -value ของ AHD และ Div ต่ำกว่าระดับนัยสำคัญของการทดสอบสถิติที่ผู้ทดสอบกำหนด ซึ่ง Mahbub *et al.* ดำเนินการทดสอบกับขั้นตอนวิธีสองชนิดคือ NSGA-II และ SPEA2 การทดลองใช้เกณฑ์ที่นำเสนอใหม่นี้ ทดสอบกับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมชุดมาตรฐาน ทั้งแบบสองวัตถุประสงค์และสามวัตถุประสงค์ และพบว่าเกณฑ์การหยุดทำงานนี้ช่วยประหยัดจำนวนครั้งของการประเมินค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ได้โดยไม่เสียความแม่นยำในการหาคำตอบที่เหมาะสม

Liang *et al.* [108] นำเสนอเกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนระยะทางระหว่างกัน เรียกว่า Iteration Convergence Criterion ซึ่งเป็นการตรวจจบการพัฒนาของประชากร โดยนำไปประยุกต์ใช้กับการแก้ปัญหาการจัดวางสายอากาศสำหรับเรดาร์แบบ MIMO ที่มีพื้นที่อ้างอิงหลายพื้นที่ ซึ่งเป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยขั้นตอนวิธีที่นำมาทดสอบคือ ขั้นตอนวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคแบบหลายวัตถุประสงค์ ซึ่งอัลกอริทึมจะหยุดทำงานเมื่อ Iteration Convergence Criterion ต่ำกว่าค่าเรสโลต์ที่กำหนดไว้ ผลการทดสอบที่ได้คือ เกณฑ์การหยุดทำงานแบบนี้ช่วยประหยัดทรัพยากรในการคำนวณและประหยัดเวลาได้โดยได้คำตอบที่เหมาะสมที่สุด

Castro *et al.* [109] เสนอเกณฑ์การวัดการลู่เข้าของขั้นตอนวิธี Deterministic Dynamic Programming (DDDP) โดยนำเกณฑ์การวัดการลู่เข้ามาเป็นเกณฑ์การหยุดทำงานของขั้นตอนวิธี DDDP คือการวัดการลู่เข้าจากการเพิ่มอัตราขยายที่ได้จากการแทรก “new cut” เข้าไปในฟังก์ชัน “cost-to-go function” ถ้าการวนซ้ำ DDDP มีอัตราขยายเพิ่มน้อยกว่าเรสโลต์ที่กำหนดไว้จะหยุดทำงาน และนำไปทดสอบกับปัญหา A Brazilian Hydro-Thermal Dispatch Case พบว่าขั้นตอนวิธีวัดการลู่เข้าของ DDDP สามารถลดความพยายามในการคำนวณได้เพิ่มความเร็วของการลู่เข้าด้วย

Liu *et al.* [110] สำนวจวิธีการต่าง ๆ ในการตั้งเกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนการตรวจจบการสิ้นสุดการทำงานของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการแบบต่าง ๆ และแบ่งประเภทการตรวจจบสถานะของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการเพื่อเป็นเงื่อนไขสิ้นสุดการทำงานออกเป็นสองประเภทใหญ่ ประเภทแรกคือใช้ตัวบ่งชี้กระบวนการ และประเภทหลังคือเกณฑ์การหยุดทำงาน มี 3 ประเภทย่อย คือ ตัวบ่งชี้การลู่เข้า ตัวบ่งชี้ความหลากหลาย และตัวบ่งชี้ความคลาดเคลื่อนของความแม่นยำ ส่วนเกณฑ์การหยุดทำงานนั้นแบ่งออกเป็นสี่ประเภทใหญ่ คือ เกณฑ์ที่ตั้งอยู่บนค่าเรสโลต์ เกณฑ์ตั้งอยู่บนการอนุমানทางสถิติ เกณฑ์ที่ตั้งอยู่บนฟิชชี และเกณฑ์อื่น ๆ ที่ไม่เข้าพวกกับสามเกณฑ์แรก และสรุปว่าการค้นคว้าวิจัยเกี่ยวกับเกณฑ์การหยุดทำงานค่อนข้างหายากเมื่อเปรียบเทียบกับการค้นหาวิธีวิธีการสืบพันธุ์และวิธีการคัดเลือก ซึ่งที่จริงแล้วในทางปฏิบัตินั้นการหาสมดุลระหว่างคุณภาพของคำตอบและต้นทุนในการคำนวณในการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมมีความสำคัญอย่างยิ่ง



Doush *et al.* [111] กล่าวว่า เกณฑ์การหยุดทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการแบบหลายวัตถุประสงค์มักจะเป็นจำนวนยุคของวิวัฒนาการที่สูงที่สุดที่กำหนดไว้ก่อนดำเนินการวิวัฒนาการ หรือเมื่อเซตคำตอบเด่นไม่เปลี่ยนแปลงภายในจำนวนยุคที่กำหนดไว้ล่วงหน้า แต่เกณฑ์การหยุดทำงานของขั้นตอนวิธีการค้นหาฮาร์โมนีแบบหลายวัตถุประสงค์ (Multi-objective Harmony Search Algorithms) ในบทความนี้ นำค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และ MGBM มาเป็นเกณฑ์การหยุดทำงาน และเปรียบเทียบด้วยการทดลองกับวิธีไฮบริดทั้งสี่แบบของขั้นตอนวิธีการค้นหาฮาร์โมนีแบบหลายวัตถุประสงค์บนฟังก์ชันทดสอบมาตรฐาน พบว่าเกณฑ์การหยุดทำงานแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ให้ผลการทดสอบที่ดีกว่า MGBM ด้วยการวัดระยะทางไจดีตี (Inverted Generational Distance; IGD)

Oliveira *et al.* [112] พยายามนิยามขอบเขตของเวกเตอร์เด่นในเทอมของรัศมีวงกลมในปริภูมิเวกเตอร์ทรงกลม เพื่อนิยามเงื่อนไขที่จำเป็นและเพียงพอของคำตอบที่เหมาะสมเฉพาะท้องถิ่นสำหรับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมแบบหลายวัตถุประสงค์ชนิด Multiobjective Quadratic Fractional Optimization Problems และเงื่อนไขนี้อาจเป็นประโยชน์ต่อการหาเกณฑ์การหยุดทำงานของขั้นตอนวิธีที่กำลังพัฒนาได้

### บทที่ 3

## เกณฑ์การหยุดทำงานของฟัชชีดิฟเฟอเรนเชียลวิอลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ

ดิฟเฟอเรนเชียลวิอลูชันแบบดั้งเดิม มีตัวดำเนินการทั้งหมด 3 ตัว ได้แก่ การผ่าเหล่า การสลับสายพันธุ์ และการคัดเลือก ฟัชชีดิฟเฟอเรนเชียลวิอลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ (Fuzzy Multiobjective Differential Evolution based on Performance Metrics Feedback; FMDE) [95] มุ่งเน้นไปที่การปรับพารามิเตอร์ควบคุมที่เกี่ยวข้องกับตัวดำเนินการการผ่าเหล่าเท่านั้น การศึกษาอิทธิพลของวิธีการสลับสายพันธุ์และอัตราการสลับสายพันธุ์ที่มีต่อสมรรถนะของดิฟเฟอเรนเชียลวิอลูชันมีจำนวนน้อย [72-73] ซึ่งผลสรุปจากการศึกษาเหล่านั้นพบว่าไม่มีอัตราการสลับสายพันธุ์ที่แน่นอนค่าหนึ่งที่เหมาะสมสำหรับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมทุกประเภท การปรับค่าอัตราการสลับสายพันธุ์ที่เหมาะสมสำหรับปัญหาแต่ละแบบนั้นต้องการความรู้เกี่ยวกับปัญหานั้นล่วงหน้า ดังนั้นฟัชชีดิฟเฟอเรนเชียลวิอลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์เวอร์ชันก้าวหน้าของเอฟเอ็มดีอี (FMDE) เรียกว่า เอเอฟเอ็มดีอี (AFMDE) [96] จัดเป็นอัลกอริทึมที่ตั้งอยู่บนเมตริกสมรรถนะชนิดหนึ่ง เนื่องจากเอเอฟเอ็มดีอีปรับอัตราการสลับสายพันธุ์ไปพร้อมกับพารามิเตอร์ในการผ่าเหล่าสมรรถนะของเอเอฟเอ็มดีอีถูกประเมินด้วยชุดทดสอบมาตรฐานซีดีที (ZDT) ดีทีแอลซี (DTLZ) และดับเบิลยูเอฟจี (WFG) พบว่ามีสมรรถนะสูงเทียบเท่ากับอัลกอริทึมประเภทเดียวกัน

ดังนั้นผู้วิจัยจึงศึกษาและพัฒนาแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานของเอเอฟเอ็มดีอีโดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ ซึ่งเป็นการนำเมตริกสมรรถนะที่เอเอฟเอ็มดีอีต้องนำมาคำนวณอยู่แล้วมาใช้ประโยชน์เพิ่มเติมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของเอเอฟเอ็มดีอีให้สูงขึ้น

#### 3.1 เมตริกซ์สมรรถนะ

ระหว่างกระบวนการวิวัฒนาการกำลังดำเนินไป จะไม่มีความรู้เกี่ยวกับพารามิเตอร์ที่แท้จริงล่วงหน้า ดังนั้นผู้ออกแบบออปติไมเซอร์ต้องออกแบบโดยมีเป้าหมายในการออกแบบ 3 ประการ [15] คือ ฟรอนท์ที่ไม่มีใครเด่นที่ออปติไมเซอร์ค้นพบต้องลู่เข้าหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด คำตอบที่เหมาะสมต้องมีการกระจายตัวแบบยูนิฟอร์ม และมีการขยายตัว เมตริกซ์สมรรถนะที่วัดคุณสมบัติทั้ง

สามนี้ของฟรอนท์ที่ไม่มีใครเด่นที่ค้นพบระหว่างดำเนินการวิวัฒนาการมีน้อยชนิดและมีตัวเลือกให้นำไปประยุกต์ใช้น้อย [74] ดังนั้น เอเอฟเอ็มดีอิน่าหลักการป้อนกลับของเมตริกซ์สมรรถนะที่เลือกนำมาวัดสถานะของการวิวัฒนาการและเพื่อวัดคุณภาพฟรอนท์ที่ไม่มีใครเด่น (Nondominated Front) ได้แก่ อัตราส่วนไฮเปอร์แอเรีย (Hyperarea Ratio) หรือตัวชี้วัดไฮเปอร์โวลุ่ม (Hypervolume Indicator; H) เพื่อวัดคุณภาพการลู่เข้า ระยะห่างระหว่างปัจเจก (S) เพื่อระบุสถานะการกระจายแบบยูนิฟอร์ม และการกระจายสูงสุด (MS) เพื่อวัดการขยายตัวของฟรอนท์ที่ค้นพบตามลำดับ [96] ดังนั้นผู้วิจัยจึงนำการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดนี้ มาสร้างแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานของเอเอฟเอ็มดีอี รายละเอียดของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดอธิบายดังต่อไปนี้

### อัตราส่วนไฮเปอร์แอเรีย (ตัวชี้วัดไฮเปอร์โวลุ่ม)

อัตราส่วนไฮเปอร์แอเรีย [75]  $H$  คำนวณขนาดของไฮเปอร์โวลุ่มที่ถูกล้อมรอบด้วยฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำ เรียกว่า  $PF_{known}$  และจุดอ้างอิง ตัวอย่างเช่น ปัจเจก  $\mathbf{x}_i$  ที่อยู่ใน  $PF_{known}$  สำหรับปัญหา MOP แบบ 2 มิติได้นิยามพื้นที่สี่เหลี่ยม  $a(\mathbf{x}_i)$  ที่ถูกจำกัดขอบเขตด้วยจุดอ้างอิงที่กำหนดให้ และ  $f(\mathbf{x}_i)$  เมื่อนำพื้นที่สี่เหลี่ยมทั้งหมดมายูเนียน (Union) กัน จะได้ไฮเปอร์แอเรียของ  $PF_{known}$  ดังนี้

$$H(PF_{known}) = \left\{ \bigcup_i a(\mathbf{x}_i) \mid \forall \mathbf{x}_i \in PF_{known} \right\} \quad (3.1)$$

เป็นการวัดทั้งการลู่เข้าและการกระจายของเซตคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากทุกคำตอบ และจุดอ้างอิงจะถูกตั้งขึ้นตาม [76] โดยที่จุดอ้างอิงอาจจะเป็นจุดที่ต่อต้านอุดมคติของสมรรถนะที่แย่ที่สุดที่เป็นไปทั้งในทุกวัตถุประสงค์ [77] ถ้าไฮเปอร์โวลุ่มมีค่าสูงขึ้น เราสามารถตีความสถานะของประชากรว่ากำลังลู่เข้า และ/หรือมีการกระจายดี อย่างไรก็ตามการที่ไฮเปอร์โวลุ่มมีค่าสูงขึ้นก็ไม่สามารถระบุได้ชัดเจนว่าค่าที่เพิ่มขึ้นนี้เกิดจากการลู่เข้าหรือเกิดจากการกระจายดีขึ้น หรือเกิดทั้งลู่เข้าพร้อมกับกระจายดีขึ้น ดังนั้นเมตริกซ์สมรรถนะอีกชนิดหนึ่งที่น่ามาวัดดีกรีของการกระจายแบบยูนิฟอร์มคือ ระยะห่างระหว่างปัจเจก

### ระยะห่างระหว่างปัจเจก

ระยะห่างระหว่างปัจเจก [78]  $S$  คือ เมตริกวัดการกระจายของคำตอบที่ไม่มีใครเด่นกว่าว่ามี การกระจายแบบเท่าเทียมกันหรือไม่ คำนวณได้จาก

$$S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2}, \bar{n} \rightarrow |PF_{known}| \quad (3.2)$$

เมื่อ  $d_i$  คือ ระยะยูคลิดีเนียนในปริภูมิวัตถุประสงค์ ระหว่างปัจเจก  $x_i$  และคำตอบที่ใกล้ ที่สุดที่อยู่ในพรีอนท์ที่ไม่ถูกรอบงำที่ค้นพบ

$\bar{d}$  คือ ค่าเฉลี่ยของระยะยูคลิดีเนียนของ  $d_i$

$\bar{n}$  คือ จำนวนของคำตอบที่อยู่ในพรีอนท์ที่ไม่ถูกรอบงำที่ค้นพบ

ถ้า  $S$  มีค่าเป็น 0 หมายถึง คำตอบทุกคำตอบในพรีอนท์ที่ไม่ถูกรอบงำที่ค้นพบนั้นอยู่ห่างกัน เป็นระยะทางเท่ากัน

### การกระจายสูงสุด

การกระจายสูงสุด [15]  $MS$  วัดความยาวของเส้นแท่งมุมไฮเพอร์บ็อกซ์ (Hyperbox) ที่เป็นรูปร่างก่อตัวขึ้นจากคำตอบที่ห่างที่สุด (Extreme Solution) ที่สังเกตพบในเซตคำตอบที่ไม่ถูกรอบงำ แต่การกระจายสูงสุดไม่ได้บ่งบอกถึงการกระจายของคำตอบที่พบ เมื่อนำการกระจายสูงสุด ไปเทียบกับ 1 (Normalized MS) จะได้ [1]

$$MS = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left( \frac{\max_i f_m^i - \min_i f_m^i}{F_m^{\max} - F_m^{\min}} \right)^2} \quad (3.3)$$

เมื่อ  $F_m^{\max}$  และ  $F_m^{\min}$  คือ ค่าที่สูงที่สุดและค่าที่ต่ำที่สุดของวัตถุประสงค์ที่  $m$  ในเซต คำตอบพาเรโตที่เลือกมา

$f_m^i$  คือ ค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่  $m$  ของสมาชิกตัวที่  $i$  ของเซตคำตอบที่ไม่ถูกรอบงำที่ค้นพบ

$M$  คือ จำนวนฟังก์ชันวัตถุประสงค์

### 3.2 แบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนเมตริกซ์สมรรถนะ

การกำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานตามแบบธรรมเนียมปฏิบัติ คือ การกำหนดค่าจำนวนรุ่นวิวัฒนาการที่มากที่สุด หรือจำนวนครั้งในการประเมินค่าฟังก์ชันที่สูงที่สุดให้เหมาะสมกับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่กำลังเผชิญ หรือออฟติไมเซอร์แบบต่าง ๆ ล่วงหน้าก่อนที่จะดำเนินการขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการนั้นทำได้ยาก เนื่องจากถ้ากำหนดเกณฑ์การหยุดทำงาน (จำนวนรุ่นวิวัฒนาการที่มากที่สุด) ต่ำเกินไป ออฟติไมเซอร์อาจไม่สามารถหาค่าที่เหมาะสมที่แท้จริงได้ หรือถ้ากำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานสูงเกินไป (จำนวนรุ่นวิวัฒนาการที่มากที่สุด) อาจทำให้ออฟติไมเซอร์ต้องดำเนินการกระบวนการวิวัฒนาการยาวนานเกินความจำเป็น และสิ้นเปลืองทรัพยากรในการคำนวณโดยเปล่าประโยชน์ ทั้ง ๆ ที่ออฟติไมเซอร์อาจจะค้นพบค่าที่เหมาะสมแล้ว ดังนั้นในอีกมุมมองหนึ่ง การกำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานอาจจัดเป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมเสียเอง หรือเป็นปัญหาการลองผิดลองถูก (Trial-and-Error) และเป็นการสิ้นเปลืองเวลา

จากเหตุผลดังกล่าวข้างต้นและจากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับเกณฑ์การหยุดทำงานของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ ผู้วิจัยจึงนำเสนอและพัฒนาแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยตั้งอยู่บนการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะสำหรับอัลกอริทึมพีซีดีฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ เอเอฟเอ็มดีซี เนื่องจากเอเอฟเอ็มดีซีมีการนำเมตริกซ์สมรรถนะสามชนิดเป็นตัวระบุสถานะการวิวัฒนาการของประชากร คือ ไฮเปอร์โวลุ่ม วัดการลู่เข้าและการกระจายตัวของคำตอบ ระยะห่างระหว่างปัจเจกวัดการกระจายตัวของคำตอบแบบยูนิฟอร์ม และการกระจายสูงสุดวัดความครอบคลุมของพื้นที่ที่ไม่ถูกครอบงำ ดังนั้นอัลกอริทึมควรจะหยุดทำงานเมื่อประชากรลู่เข้า มีการกระจายตัวเป็นยูนิฟอร์มและพื้นที่ที่ไม่ถูกครอบงำมีการขยายตัวมากที่สุด เมตริกซ์สมรรถนะสามชนิดดังกล่าวข้างต้นจะมีการเปลี่ยนแปลงตลอดกระบวนการวิวัฒนาการ และมีการเปลี่ยนแปลงในแต่ละยุค แต่จาก [95 – 96] พบว่าเมื่อประชากรวิวัฒนาการไปช่วงระยะหนึ่งและเกิดการลู่เข้าแล้ว ไฮเปอร์โวลุ่ม ระยะห่างระหว่างปัจเจก และการกระจายสูงสุดจะมีการเปลี่ยนแปลงค่าน้อยมาก ดังนั้นผู้วิจัยจึงนำอัตราการเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิด คือ ไฮเปอร์โวลุ่ม ระยะห่างระหว่างปัจเจก และการกระจายสูงสุดมาเป็นเกณฑ์การหยุดทำงาน โดยกำหนดให้เมื่อไฮเปอร์โวลุ่มมีการเปลี่ยนแปลงในสองยุคที่ติดกันต่ำกว่าค่าที่กำหนดแสดงว่าประชากรลู่เข้าหรือมีการ

กระจายตัวน้อยมากซึ่งไม่อาจระบุได้ชัดเจนว่าเป็นเพราะสาเหตุใด ดังนั้นจึงนำระยะห่างระหว่างปัจเจกมาเป็นตัวระบุสถานะประชากรด้านการกระจายตัวของค่าตอบที่ไม่ถูกรอบงำในพร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำในสองยุคที่ติดกัน เพื่อให้ทราบสถานะการกระจายตัวของประชากรในขณะวิวัฒนาการได้อย่างชัดเจน ถ้าการเปลี่ยนแปลงระยะห่างระหว่างปัจเจกที่ไม่ถูกรอบงำในสองยุคที่ติดกันน้อยกว่าค่าที่กำหนด อัลกอริทึมจะหยุดการวิวัฒนาการและนำส่งพร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำที่ค้นพบ ดังนั้นแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานที่นำเสนอนี้ ต้องการพารามิเตอร์จำนวนน้อยมากเพียงสองพารามิเตอร์เท่านั้น คือ ค่าเรสโฮลต์ของการเปลี่ยนแปลงไฮเปอร์โวลุ่ม (stopH) และค่าเรสโฮลต์ของการเปลี่ยนแปลงระยะห่างระหว่างปัจเจก (stopS) เท่านั้น นอกจากนี้เกณฑ์การหยุดทำงานที่นำเสนอสำหรับเอเอฟเอ็มดีอนี้ยังไม่เพิ่มภาระด้านการคำนวณเพิ่มในเทอมของการประเมินผลฟังก์ชันแต่อย่างใด เนื่องจากการคำนวณอัตราการเปลี่ยนแปลงไฮเปอร์โวลุ่มและระยะห่างระหว่างปัจเจกในสองยุคติดกันนั้นต้องคำนวณอยู่แล้วในกระบวนการวิวัฒนาการของเอเอฟเอ็มดีอ แต่อย่างไรก็ตามเพื่อป้องกันกรณีที่อัลกอริทึมไม่สามารถหยุดทำงานตามแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานที่เสนอได้ผู้วิจัยจึงกำหนดจำนวนยุคที่สูงที่สุดเป็นการควบคุมการหยุดวิวัฒนาการของประชากรอีกชั้นหนึ่งแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานของพีซีดีพีเฟอเรนเชียลโวลุ่มแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะพรรณนาด้วยรหัสเทียม (Pseudo Code) ดังนี้

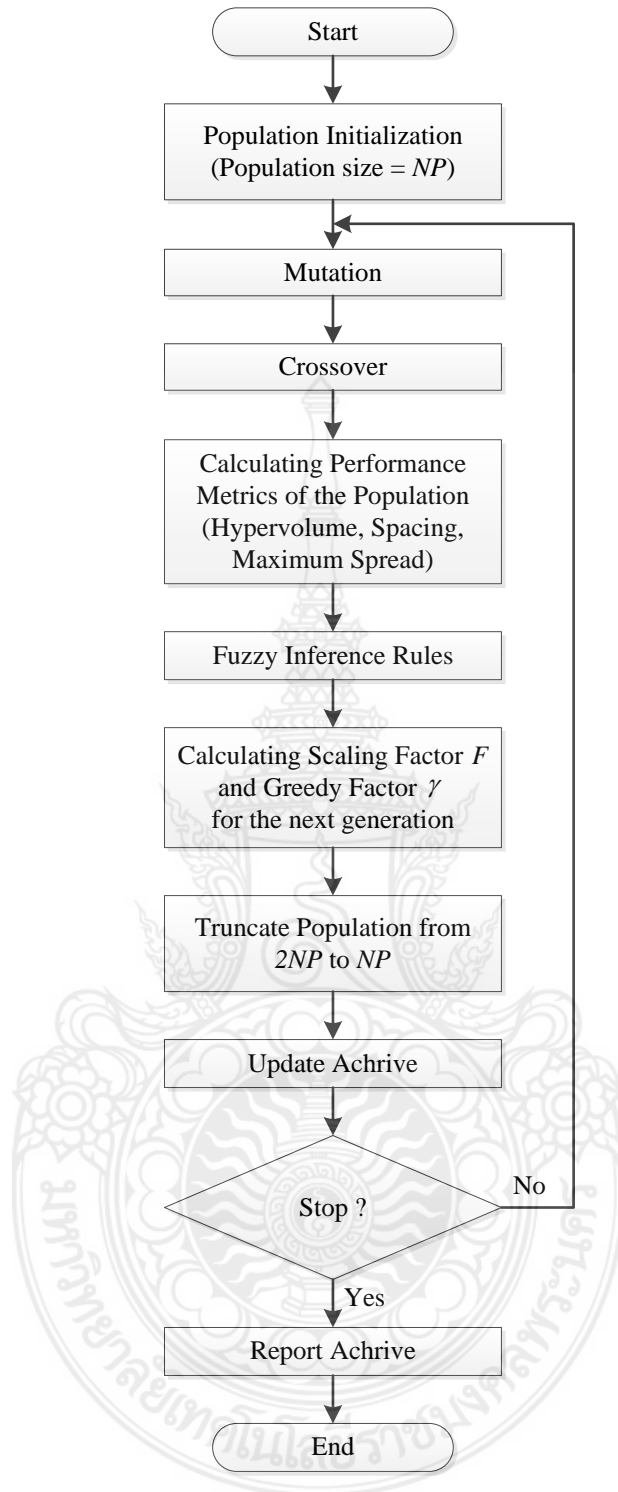
1. สร้างประชากรเริ่มต้น และตั้งค่าพารามิเตอร์ควบคุมและจำนวนประชา
2. ถ้าจำนวนยุคการวิวัฒนาการต่ำกว่าจำนวนยุควิวัฒนาการที่กำหนดไปที่ขั้นตอนที่ 3. ถ้าไม่ใช่ให้อัลกอริทึมหยุดวิวัฒนาการและนำส่งพร้อมท์ที่ไม่ถูกรอบงำที่เก็บไว้ในหน่วยเก็บถาวร
3. กระบวนการวิวัฒนาการ
  - 3.1 การผ่าเหล่า
  - 3.2 การสลับสายพันธุ์
  - 3.3 การคัดเลือก
4. ตรวจสอบว่าประชากรมีสถานะเป็นไปตามแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานที่ตั้งอยู่บนการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะหรือไม่ โดยถ้าค่าสัมบูรณ์ของอัตราการเปลี่ยนแปลงไฮเปอร์โวลุ่ม น้อยกว่า stopH หรืออัตราการเปลี่ยนแปลงระยะห่างระหว่างปัจเจกน้อยกว่า StopS ให้หยุดการวิวัฒนาการและนำส่งค่าตอบที่ไม่ถูกรอบงำจากหน่วย แต่ถ้าสถานะของประชากรไม่เป็นไปตามแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานให้ย้อนกลับไปขั้นตอนที่ 2

จากแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานของพีชชีดีฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะที่นำเสนอข้างต้นแล้วผู้วิจัยจะพรรณนาเอเอฟเอ็มดีอีในหัวข้อถัดไป

### 3.3 พีชชีดีฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ ที่ปรับอัตราการสลับสายพันธุ์ด้วยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ

ตัวดำเนินการผ่าเหล่ามีบทบาทสำคัญมากในดีฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชัน และยังช่วยเพิ่มความหลากหลายของประชากร อย่างไรก็ตามการดำเนินการผ่าเหล่าเพียงอย่างเดียวไม่สามารถทำให้ความหลากหลายของประชากรสูงมากพอเพียงสำหรับกระบวนการวิวัฒนาการ ดังนั้นดีฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันจึงนำการสลับสายพันธุ์มาใช้ในกระบวนการวิวัฒนาการด้วยเพื่อช่วยเพิ่มความหลากหลายของประชากรให้สูงขึ้น หัวข้อนี้เป็นการอธิบายหลักการของเอเอฟเอ็มดีอีที่สามารถปรับอัตราการสลับสายพันธุ์และพารามิเตอร์ควบคุมการผ่าเหล่า ( $\gamma$  และ  $F$ ) และอัตราการสลับสายพันธุ์  $CR$  ด้วยตัวอัลกอริทึมเอง

เอเอฟเอ็มดีอี [96] นำหลักการป้อนกลับของเมตริกสมรรถนะทั้งสามชนิด คือ ได้แก่ อัตราส่วนไฮเปอร์แอเรีย (Hyperarea Ratio) หรือตัวชี้วัดไฮเปอร์โวลูม (Hypervolume Indicator;  $H$ ) เพื่อวัดคุณภาพการลู่เข้า วัดระยะห่างระหว่างปัจเจก ( $S$ ) เพื่อระบุสถานะการกระจายแบบยูนิฟอร์ม และวัดการกระจายสูงสุด ( $MS$ ) เพื่อวัดสถานะของการวิวัฒนาการและเพื่อวัดคุณภาพพร้อมๆ ที่ไม่ถูกรบกวน โดยนำค่าเมตริกทั้งสามชนิดเป็นอินพุตของกฎอนุมานพีชชี แล้วกฎอนุมานพีชชีจะให้เอาต์พุตเป็นการปรับค่าพารามิเตอร์ควบคุมการผ่าเหล่า ( $\gamma$  และ  $F$ ) และอัตราการสลับสายพันธุ์  $CR$  เพื่อที่จะเน้นการปรับการลู่เข้าหรือการเน้นความหลากหลายของประชากรอย่างมีพลวัต นั่นคือการปรับสมดุลอย่างมีพลวัตระหว่างการสำรวจและการใช้ประโยชน์ตลอดกระบวนการวิวัฒนาการนั่นเอง ผังงานของเอเอฟเอ็มดีอีแสดงดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ผังงานของขั้นตอนวิธีแบบฟิชชี่ดีฟเฟอเรนเชียลวิโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ

เอเอฟเอ็มดีอีเริ่มต้นจากการสร้างประชากรตั้งต้นและพารามิเตอร์ควบคุมทุกพารามิเตอร์แบบสุ่ม แล้วประชากรตั้งต้นเข้าสู่กระบวนการวิวัฒนาการ คือ ประชากรเข้าสู่กระบวนการผ่าเหล่าและกระบวนการสลับสายพันธุ์ หลังจากนั้นประชากรพ่อแม่และประชากรพ่อแม่จะถูกนำมารวมกัน



เป็นประชากรรวม แล้วทำการระบุค่าตอบที่ไม่ถูกรอบงำของประชากรรวม แล้วนำฟรอนท์ที่ไม่ถูกรอบงำมาวัดคุณภาพด้วยเมตริกซ์สมรรถนะ คือ ไฮเปอร์โวลุ่ม เพื่อวัดคุณภาพการลู่เข้า ระยะห่างระหว่างปัจเจก และการกระจายสูงสุด

เมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามนี้จะป็นอินพุตของระบบฟิชชีที่ตั้งอยู่บนกฎอนุमानฟิชชี เอادتพุตของกฎอนุमानค่านวณค่าพารามิเตอร์ควบคุมการผ่าเหล่า คือ แฟคเตอร์ความโลภ  $\gamma$  และแฟคเตอร์ปรับขนาด  $F$  และค่านวณค่าอัตราการสลับสายพันธุ  $CR$  กฎอนุमानนี้จะต้องประเมินกฎทุกยุคเพื่อที่จะสามารถปรับค่าพารามิเตอร์ได้ตลอดกระบวนการวิวัฒนาการสำหรับยุคถัดไป ส่วนประชากรรวมซึ่งมีขนาด  $2NP$  จะถูกลดขนาดลงให้เหลือ  $NP$  แล้วจึงอัปเดต (Update) หน่วยเก็บถาวรโดยนำคำตอบที่ไม่ถูกรอบงำที่พบในประชากรรวมมาคัดลอกไว้ที่หน่วยเก็บถาวร ขนาดของหน่วยเก็บถาวรมีขนาดคงที่และจะนำการเปรียบเทียบระยะเบียดเสียดเหมือนกับ NSGA-II [52] มาเป็นกลไกในการรักษาความหลากหลายในหน่วยเก็บถาวร ประชากรรุ่นใหม่ก็จะวนรอบซ้ำกระบวนการวิวัฒนาการทั้งหมดจนกระทั่งเกณฑ์การหยุดทำงานเป็นจริงแล้วจึงหยุดการวิวัฒนาการ เอเอฟเอ็มดีอินำจำนวนยุคที่มากที่สุดที่ประชากรจะวิวัฒนาการมาเป็นเกณฑ์การหยุดทำงาน

### 3.3.1 ตัวดำเนินการผ่าเหล่าของเอเอฟเอ็มดีอิน

ตัวดำเนินการผ่าเหล่าของฟิชชีดีฟเฟอเรนเชียลโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ ที่ปรับอัตราการสลับสายพันธุด้วยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ นำเอาวิธีการผ่าเหล่าของ Joshi และ Sanderson [71] มาใช้ดังนี้

$$\mathbf{v}_{i,G} = \gamma \mathbf{x}_{best,G} + (1-\gamma) \mathbf{x}_{i,G} + F \sum_{k=1}^K (\mathbf{x}_{i_a^k} - \mathbf{x}_{i_b^k}) \quad (3.4)$$

เมื่อ  $\gamma \in [0,1]$  คือ ความโลภของตัวดำเนินการ

$F \in [0,2]$  คือ แฟคเตอร์ปรับขนาด

$\mathbf{x}_{best,G}$  คือ ปัจเจกที่ดีที่สุดที่ค้นพบในประชากรพ่อแม่ในยุคที่  $G$

$i_a^k, i_b^k \in [1, NP]$  และ  $K$  คือ จำนวนของผลต่างที่ใช้ในการสร้างการรบกวน

พารามิเตอร์ควบคุม  $\gamma$  เป็นตัวแทนดีกรีของการใช้ประโยชน์ (Exploitation) และความโลภของการฝ่าเหล่า ถ้า  $\gamma$  มีค่าสูงขึ้น การฝ่าเหล่าจะมีความโลภมากขึ้น ผลที่เกิดขึ้น คือ เวกเตอร์มิวแดนท์จะถูกสร้างขึ้นใกล้กับเวกเตอร์ที่ดีที่สุดประชากรพ่อแม่และเน้นที่ความสามารถในการใช้ประโยชน์ของอัลกอริทึม ส่วนพารามิเตอร์ควบคุม  $F$  เป็นแฟคเตอร์ปรับขนาดที่ควบคุมความหลากหลายและความสามารถในการสำรวจ (Exploration) ถ้า  $F$  มีค่าสูงขึ้นแล้วจะทำให้ดีกรีของการสำรวจสูงขึ้นและเพิ่มความหลากหลายรอบ ๆ เวกเตอร์มิวแดนท์ การเลือกกำหนดค่า  $\gamma$  และ  $F$  ที่เหมาะสมมักจะเป็นหน้าที่ที่ต้องลองผิดลองถูก ใช้เวลามาก และขึ้นอยู่กับปัญหาอีกด้วย ดังนั้นการรู้สถานะของประชากรปัจจุบันผ่านเมตริกซ์สมรรถนะทำให้เราสามารถปรับค่าพารามิเตอร์เหล่านี้ได้โดยไม่ต้องมีความรู้เกี่ยวกับปัญหาที่เราพิจารณาอยู่ ถึงแม้ว่า Joshi และ Sanderson เสนอให้กำหนดค่า  $F$  อยู่ระหว่าง 0 ถึง 2 ก็ตาม แต่ในเอเอฟเอ็มดีอีได้ทำตามข้อเสนอใน [72] ที่สามารถตั้งค่า  $F$  ให้เล็กลงอยู่ในช่วง 0.4 ถึง 1 เนื่องจากการวิจัยเบื้องต้นระบุว่า ถ้ากำหนดให้  $F$  อยู่ระหว่าง 0 ถึง 2 แล้วแต่นอกช่วง 0.4 ถึง 1 จะทำให้ความเร็วในการลู่เข้าลดลงและไม่สามารถลู่เข้าได้สำหรับปัญหาแบบที่มีฟรอนท์เฉพาะที่หลายฟรอนท์ เมื่อพิจารณาผลการวิจัยนี้แล้ว ผู้วิจัยจึงตั้งค่า  $F$  ให้อยู่ในช่วง 0.4 ถึง 1

### 3.3.2 ตัวดำเนินการสลับสายพันธุ์ของเอเอฟเอ็มดีอี

ตัวดำเนินการสลับสายพันธุ์ของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันมี 2 ประเภทดังกล่าวไว้ในบทที่ 2 คือ การสลับสายพันธุ์แบบไบโนเมียลและการสลับสายพันธุ์แบบเอกซ์โปเนนเชียล Zaharie [73] วิเคราะห์อิทธิพลของประเภทการสลับสายพันธุ์ที่ส่งผลต่อพฤติกรรมของดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันและพบว่า การสลับสายพันธุ์แบบเอกซ์โปเนนเชียลมีความไวต่อขนาดของปัญหามากกว่าการสลับสายพันธุ์แบบไบโนเมียล Wang *et al.* [72] เสนอแนะว่าอัตราการสลับสายพันธุ์ควรมีค่าต่ำใกล้สูงหรือมีค่าสูงใกล้ 1 ดังนั้นเอเอฟเอ็มดีอีจึงนำการสลับสายพันธุ์แบบไบโนเมียลมาใช้และปรับค่า  $CR$  ตลอดกระบวนการวิวัฒนาการ

เนื่องจากพารามิเตอร์ควบคุมการฝ่าเหล่า คือ  $\gamma$  และ  $F$  มีผลกระทบต่อการสร้างสมดุลระหว่างความสามารถในการค้นหาและการนำไปใช้ของประชากร ถ้า  $CR$  มีการปรับค่าตลอดโดยเป็นอิสระจากสถานะของประชากรอาจทำให้เสียสมดุลระหว่างความสามารถในการค้นหาและการนำไปใช้

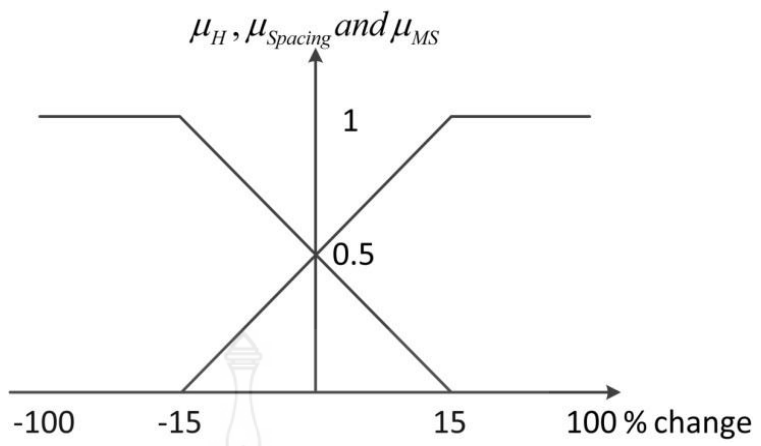
ของประชากร นอกจากนั้นการปรับค่า  $CR$  ที่ใช้การผ่าเหล่าต่างวิธีกันจะส่งผลกระทบต่อสมดุลระหว่างความสามารถในการค้นหาและการนำไปใช้ของประชากรต่างกัน ตัวอย่างเช่น เมื่อนำการผ่าเหล่าแบบ DE/rand/1 มาใช้งาน การเพิ่ม  $CR$  จะเพิ่มความหลากหลายและเน้นความสามารถในการสำรวจของประชากร แต่ถ้าการผ่าเหล่าเป็นแบบ DE/best/1 การเพิ่มค่า  $CR$  เป็นการเน้นการนำไปใช้ประโยชน์ของประชากรเพราะเวกเตอร์ทดลองจะถูกสร้างขึ้นใกล้กับเวกเตอร์ที่ดีที่สุด

ดังนั้นเอเอฟเอ็มดีจึงนำการปรับค่า  $CR$  โดยพิจารณาวิธีการผ่าเหล่าจาก (3.4) ถ้า  $CR$  มีค่าสูงขึ้นจะทำให้เวกเตอร์ทดลอง  $\mathbf{u}_{i,G}$  มีโอกาสสืบทอดพารามิเตอร์มาจากเวกเตอร์มิวแทนซ์  $\mathbf{v}_{i,G}$  มากขึ้น หมายความว่าความหลากหลายหรือดีกรีของการสำรวจของประชากรมากกว่าระดับการใช้ประโยชน์ แต่ถ้า  $CR$  มีค่าต่ำลงแล้วพารามิเตอร์ของเวกเตอร์ทดลอง  $\mathbf{u}_{i,G}$  จะสืบทอดพารามิเตอร์มาจากเวกเตอร์เป้าหมาย  $\mathbf{x}_{i,G}$  หมายความว่าความหลากหลายหรือดีกรีการใช้ประโยชน์ของประชากรสูงกว่าการสำรวจ

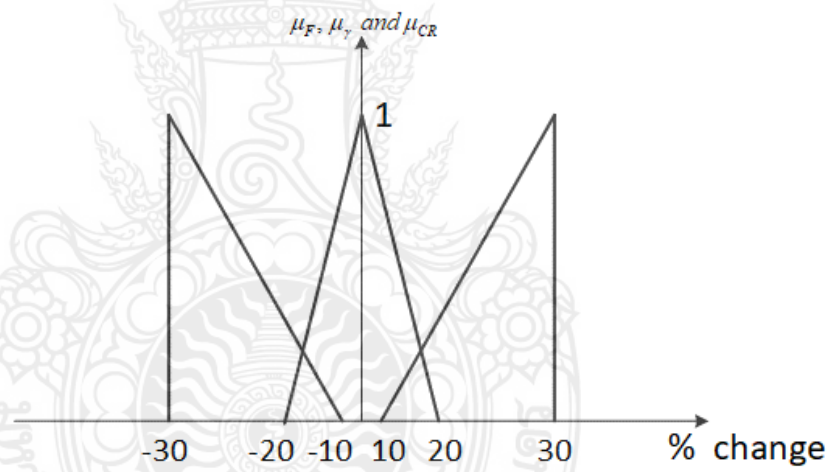
### 3.3.3 ฟังก์ชันสมาชิกฟัซซี (Fuzzy Membership Function) และกฎอนุมานฟัซซี (Fuzzy Inference Rules) ของเอเอฟเอ็มดี

#### ฟังก์ชันสมาชิกฟัซซี

ฟังก์ชันสมาชิกฟัซซี [96] ของเมตริกซ์สมรรถนะไฮเปอร์โวลุ่ม ระยะห่างระหว่างปัจเจก และการกระจายสูงสุด ( $\mu_H, \mu_{Spacing}$ , and  $\mu_{MS}$ ) แสดงดังรูปที่ 3.2 ซึ่งเมตริกซ์ทั้งสามนี้มีรูปของฟังก์ชันสมาชิกเหมือนกัน อินพุตคือเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงเมตริกซ์สถานะคำนวณทุก ๆ ยุค 2 ยุคติดกัน และทำฟัซซีเพื่อลดและเพิ่มค่าสมาชิก วิธีการฟัซซี (Fuzzification) คือ “and” ฟังก์ชันสมาชิกเอาต์พุตสำหรับ  $\gamma$   $F$  และ  $CR$  มีรูปร่างเหมือนกัน



รูปที่ 3.2 ฟังก์ชันสมาชิกฟuzzy ด้านอินพุต



รูปที่ 3.3 ฟังก์ชันสมาชิกฟuzzy ด้านเอาต์พุต

## กฎอนุমানพีชชี

กฎอนุमानพีชชีแสดงดังตารางที่ 3.1 กฎเหล่านี้ใช้ในการปรับค่า  $\gamma$ ,  $F$  และ  $CR$  เพื่อเน้นการใช้ประโยชน์ (ความโลภ) หรือการสำรวจ (ความหลากหลาย) เมื่อได้รับการป้อนกลับของคุณภาพของฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำผ่านไฮเปอร์โวลุ่ม ระยะห่างระหว่างปัจเจก และการกระจายสูงสุดมา ออกแบบความสามารถในการค้นหาหรือการใช้ประโยชน์ของเอเอฟเอ็มดีอี โดยถ้าต้องการเน้นที่การใช้ประโยชน์ (Strong Exploitation) เราเพิ่ม  $\gamma$  และลด  $F$  ถ้าต้องการเน้นการสำรวจ (Strong Exploration) ต้องลดค่า  $\gamma$  และเพิ่ม  $F$  อย่างไรก็ตามในกรณีที่จะเน้นการใช้ประโยชน์เพียงเล็กน้อย (Mild Exploitation) ซึ่งทำได้ 2 วิธี คือ เพิ่ม  $\gamma$  และไม่เปลี่ยนแปลง  $F$  หรือไม่เปลี่ยนแปลง  $\gamma$  และลดค่า  $F$  แต่ถ้าต้องการเน้นการสำรวจเพียงเล็กน้อย (Mild Exploration) เราจะไม่เปลี่ยนค่า  $\gamma$  และเพิ่ม  $F$  หรือลดค่า  $\gamma$  และไม่เปลี่ยน  $F$

กฎอนุमानในการปรับค่า  $\gamma$  และ  $F$  มีทั้งหมด 8 ข้อ กฎข้อที่ 6 คือกรณีที่สถานะของประชากรแย่มากที่สุด เพราะเมตริกซ์ทั้งสามชนิดบ่งชี้ว่าฟรอนท์ที่ค้นพบกำลังลู่ออกและสูญเสียความหลากหลายและมีการขยายตัวในฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำที่ได้มา ประชากรต้องเน้นที่การสำรวจอย่างเข้มข้นจึงต้องลดค่า  $\gamma$  และ  $F$

ในกรณีที่ไฮเปอร์โวลุ่มมีค่าเพิ่มขึ้น หมายถึงประชากรกำลังลู่เข้าแต่เราไม่ทราบว่าคุณสมบัติที่ไม่ถูกครอบงำมีการกระจายแบบยูนิฟอร์มหรือไม่ ดังนั้นเราจึงสนใจเมตริกซ์ระยะห่างระหว่างปัจเจก ถ้า  $S$  กำลังเพิ่มขึ้นดังนั้นคำตอบจะกระจายตัวไม่ดี ประชากรจึงต้องการการใช้ประโยชน์เพียงเล็กน้อย กฎข้อที่ 1 และ 2 ก็เป็นสถานการณ์เดียวกัน เพียงแต่การกระจายสูงสุดของกฎข้อที่ 1 กำลังเพิ่มขึ้น ดังนั้น  $F$  จึงต้องไม่เปลี่ยนแปลงแต่  $\gamma$  ต้องมีค่าเพิ่มขึ้น การกระจายสูงสุดของกฎข้อที่ 2 กำลังลดลง สถานะของประชากรกำลังลู่เข้าแต่มีการกระจายตัวไม่ดีและพื้นที่การค้นหากำลังหดตัวลง ดังนั้นประชากรต้องเพิ่มดีกรีของการสำรวจเพียงเล็กน้อย เนื่องจากระยะห่างระหว่างปัจเจกกำลังแย่ง จึงต้องลดค่า  $\gamma$  และไม่เปลี่ยนแปลงค่า  $F$

ถ้าไฮเปอร์โวลุ่มลดลง หมายถึง ทิศทางการค้นหาของประชากรไม่ถูกต้อง ประชากรจึงต้องเพิ่มการค้นหา กฎข้อที่ 5 ถึง 8 จะอยู่ในสถานการณ์นี้ กฎข้อที่ 5 และ 7 คือการเพิ่มดีกรีของการ

สำรวจเพียงเล็กน้อย ระยะห่างระหว่างปัจเจกของกฎข้อที่ 5 กำลังเพิ่มขึ้นมีนัยว่าคำตอบกำลังเบียดเสียดกัน ประชากรจึงลดค่า  $\gamma$  ส่วนกฎข้อที่ 7 จะไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่า  $\gamma$  กฎข้อที่ 8 บ่งบอกสถานะว่าประชากรไม่ลู่เข้าและพื้นที่ของการค้นหากำลังหดตัวลงถึงแม้ว่าการกระจายของคำตอบดี ประชากรจึงต้องการดีกรีการสำรวจเพียงเล็กน้อยโดยไม่เปลี่ยนแปลงค่า  $\gamma$  และเพิ่ม  $F$  เพียงเล็กน้อย จะเห็นว่ากฎอนุมาณทั้ง 8 ข้อนี้ใช้ในการปรับค่า  $\gamma$  และ  $F$  และการปรับค่า  $CR$  จะส่งผลต่อสถานะสมดุลของประชากรในด้านการสำรวจและการใช้ประโยชน์เช่นกัน ดังนั้น จะปรับค่าเพียงกฎอนุมาณกฎที่ 1 และกฎที่ 6 เท่านั้นดังตารางที่ 3.1 โดยอธิบายกฎข้อที่ 1 คือ ประชากรต้องการเน้นการใช้ประโยชน์เพียงเล็กน้อย ดังนั้นจึงปรับค่า  $CR$  ให้มีค่าลดลง ส่วนกฎข้อที่ 6 คือกรณีที่แย่มากที่สุด ประชากรจึงต้องการเน้นการค้นหาแบบหนักรวด ดังนั้นจึงปรับค่า  $CR$  ให้มีค่าเพิ่มขึ้น



ตารางที่ 3.1 กฎอนูมานพีซซี่

Rules	Inputs			Outputs			Actions
	Hypervolume	Spacing	MS	$\gamma$	$F$	CR	
1	Increase	Increase	Increase	Increase	No Change	Decrease	Mild exploitation
2	Increase	Increase	Decrease	Decrease	No Change	No Change	Mild exploration
3	Increase	Decrease	Increase	No Change	No Change	No Change	Do nothing
4	Increase	Decrease	Decrease	No Change	Increase	No Change	Mild exploration
5	Decrease	Increase	Increase	Decrease	No Change	No Change	Mild exploration
6	Decrease	Increase	Decrease	Decrease	Increase	Increase	Strong exploration
7	Decrease	Decrease	Increase	No Change	Increase	No Change	Mild exploration
8	Decrease	Decrease	Decrease	No Change	Increase	No Change	Mild exploration

## บทที่ 4

### การทดลองและผลการทดลอง

จากแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานที่นำเสนอในบทที่ 3 ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบการแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะกับเอเอฟเอ็มดีซี โดยนำไปแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์ ซึ่งเป็นชุดฟังก์ชันหลายวัตถุประสงค์มาตรฐานที่มีชื่อเสียงและเป็นที่ยอมรับในการวิจัยด้านปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์ [15, 79] เนื่องจากการวัดสมรรถนะของอัลกอริทึมควรนำเมตริกซ์สมรรถนะต่างชนิดกับเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิด คือ ที่นำมาป้อนกลับในกระบวนการวิวัฒนาการเพื่อความน่าเชื่อถือในการวัดผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง

#### 4.1 การตั้งค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงาน

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดของชุดฟังก์ชันหลายวัตถุประสงค์มาตรฐานที่มีชื่อเสียงและเป็นที่ยอมรับ เมตริกซ์สมรรถนะที่วัดคุณภาพของเอเอฟเอ็มดีซี และการตั้งค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงาน

##### 4.1.1 ชุดฟังก์ชันทดสอบมาตรฐาน

ชุดฟังก์ชันหลายวัตถุประสงค์ที่นำมาทดสอบแบบจำลองของเกณฑ์การหยุดทำงานของพีชชีดีฟเพอเรนเซียลิวอลลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ เป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ 2 วัตถุประสงค์ คือ ชุดฟังก์ชันซีดีที (ZDT) [15, 79] ประกอบด้วยฟังก์ชัน ZDT1 ZDT2 ZDT3 ZDT4 และ ZDT6 ฟังก์ชันแต่ละฟังก์ชันมีลักษณะดังนี้

ZDT1 เป็นฟังก์ชันคอนเวกซ์ (Convex Function) มีฟังก์ชันพาราโบลิกแบบคอนเวกซ์

ZDT2 เป็นฟังก์ชันนอนคอนเวกซ์ (Nonconvex Function) มีฟังก์ชันพาราโบลิกแบบนอนคอนเวกซ์

ZDT3 เป็นฟังก์ชันไม่ต่อเนื่อง มีฟังก์ชันพาราโบลิกแบบไม่ต่อเนื่อง ประกอบด้วยส่วนที่เป็นคอนเวกซ์หลายส่วนไม่ต่อเนื่องกัน



ZDT4 มีฟรอนท์พาราเรโตเฉพาะที่หลายฟรอนท์

ZDT6 มีปริภูมิการค้นหาเป็นแบบนอนยูนิฟอร์ม (non-uniformity) ดังนั้นความท้าทายของการค้นหาคำตอบของฟังก์ชันนี้มีสองประการ คือ ฟรอนท์พาราเรโตมีการกระจายแบบนอนยูนิฟอร์ม และความหนาแน่นของคำตอบมีค่าต่ำที่สุดใกล้กับฟรอนท์พาราเรโต และสูงที่สุดเมื่ออยู่ห่างออกไป

ZDT5 มักจะไม่รวมอยู่ในการทดลองเนื่องจากตัวแปรตัดสินใจเป็นแบบไบนารีสตริง (Binary String)

#### 4.1.2 ตัววัดสมรรถนะในการทดสอบ

เมตริกซ์สมรรถนะที่นำมาใช้ในการทดสอบ คือ อินเวอร์ตเจเนเนอเรนอลิสแทนซ์ (Inverted Generational Distance; IGD) [81] เป็นเมตริกซ์ที่วัดทั้งการลู่เข้าและความหลากหลายของฟรอนท์ที่ไม่ถูกรอบงำที่หาได้ แต่การคำนวณค่า IGD นี้ต้องการความรู้เกี่ยวกับฟรอนท์พาราเรโตที่แท้จริงในการคำนวณค่าด้วย กำหนดให้  $PF_{true}$  เป็นฟรอนท์พาราเรโตที่แท้จริงที่มีการกระจายแบบยูนิฟอร์ม และให้  $P_A$  เป็นฟรอนท์ที่ไม่ถูกรอบงำที่ค้นพบ นิยาม IGD ดังนี้

$$IGD(P_A, PF_{true}) = \frac{\sum_{v \in PF_{true}} d(v, P_A)}{|PF_{true}|} \quad (4.1)$$

เมื่อ  $d(v, P_A)$  เป็นระยะยูคลิเดียนที่ต่ำที่สุดระหว่างทุก ๆ  $v \in PF_{true}$  และเซต  $P_A$

ถ้า IGD มีค่าเป็น 0 หมายถึงคำตอบที่ค้นพบโดยอัลกอริทึมทั้งหมดเป็นคำตอบที่อยู่ในฟรอนท์พาราเรโตที่แท้จริงทั้งหมด และครอบคลุมฟรอนท์พาราเรโตที่แท้จริงทั้งหมด ซึ่งการทดสอบนี้นำฟรอนท์พาราเรโตที่แท้จริงที่มีคำตอบที่เหมาะสมที่สุดพาราเรโตกระจายตัวแบบยูนิฟอร์มมาจาก [82] โดยจำนวนคำตอบที่เหมาะสมที่สุดพาราเรโต คือ  $|PF_{true}|$  สำหรับ ZDT1 ZDT2 ZDT3 และ ZDT6 คือ 1,001 ส่วน ZDT4 คือ 269.

#### 4.1.3 การตั้งค่าพารามิเตอร์ควบคุมและพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับการทดลอง

พารามิเตอร์ควบคุมของพีซีดีพีเฟอเรนเซียลิวอลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ สำหรับทดสอบเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ กำหนดไว้ดังนี้

ค่าเริ่มต้นของ  $\gamma$  และ  $F$  เท่ากันคือ 0.5 และปรับค่าตลอดการวิวัฒนาการให้อยู่ในช่วง [0.4,1] [72]

ค่าเริ่มต้นของ  $CR = 0.1$  และปรับค่าตลอดการวิวัฒนาการให้อยู่ในช่วง 0.3 ถึง 0.9 [96]

ขนาดประชากร  $NP = 100$

ขนาดของหน่วยเก็บถาวร = 100

จุดอ้างอิงสำหรับคำนวณไฮเปอร์โวลุ่มสำหรับฟังก์ชันทดสอบ [76] ได้แก่

ZDT1 ZDT4 มีจุดอ้างอิงไฮเปอร์โวลุ่มอยู่ที่ (3, 100)

ZDT2 มีจุดอ้างอิงไฮเปอร์โวลุ่มอยู่ที่ (3/2, 4/3)

ZDT3 มีจุดอ้างอิงไฮเปอร์โวลุ่มอยู่ที่ (100, 5.446)

ZDT6 มีจุดอ้างอิงไฮเปอร์โวลุ่มอยู่ที่ (1.497, 4/3)

จำนวนยุคที่มากที่สุดที่เอเอฟเอ็มดีดีจะหยุดทำงานเพื่อป้องกันการวิวัฒนาการไม่สิ้นสุดในกรณีที่อัลกอริทึมไม่สามารถหยุดทำงานตามแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะได้ คือ 300 ยุค

เพื่อพิสูจน์ความคงเส้นคงวาของระบบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ การทดสอบจะถูกทำซ้ำทั้งหมด 30 ครั้ง ในแต่ละครั้งจะบันทึกยุคที่เอเอฟเอ็มดีดีหยุดทำงาน จำนวนของคำตอบที่ไม่ถูกรอบงำที่ค้นพบ และ IGD ของการทดลองแต่ละครั้ง

#### 4.2 ผลการทดสอบและวิเคราะห์ผลการทดสอบ

เมื่อทำการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานของพีซีดีพีเฟอเรนเชียลโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ โดยทดสอบกับชุดฟังก์ชันมาตรฐานซีดีที โดยทดสอบการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของแต่ละฟังก์ชันเป็นจำนวนฟังก์ชันละ 30 ครั้ง โดยทดสอบแต่ละฟังก์ชันในแต่ละครั้งจะรายงานผลการทดสอบ ได้แก่ ยุคที่อัลกอริทึมหยุดกระบวนการวิวัฒนาการ จำนวนของคำตอบที่ไม่ถูกรอบงำจากหน่วยเก็บถาวร และ IGD โดยผลการทดสอบฟังก์ชัน ZDT1 แสดงดังตารางที่ 4.1 พบว่าผลการทดสอบที่ดีที่สุดนั้นอัลกอริทึมเข้าสู่และหยุดทำงาน ณ ยุคที่ 144 โดยค้นพบคำตอบที่ไม่ถูกรอบงำ 100 คำตอบ และมี  $IGD = 0.0055$  อัลกอริทึมควรมีระยะเวลาในการวิวัฒนาการไม่น้อยกว่า 111 ยุคขึ้นไป เนื่องจากหากอัลกอริทึมหยุดทำงานก่อนหน้ายุคนี้แล้วจะ

ทำให้ไม่สามารถหาคำตอบที่ลู่อเข้าได้ สถิติของ IGD ซึ่งแสดงถึงความทนทานของแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานเมื่อประยุกต์ใช้กับเอเอฟเอ็มดีอีดังรูปที่ 4.1 พบว่ายังคงมีความทนทานต่ำ เนื่องจากค่าเฉลี่ยของ IGD ยังคงสูงคือ 0.133 และมีการเบี่ยงเบนมาตรฐานถึง 0.1978 รูปที่ 4.6เป็นการแสดงพร้อมท์พารेटและพร้อมท์ที่ไม่ถูกครอบงำในปริภูมิวัตถุประสงค์ ค่าของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดเมื่อเทียบกับยุคทั้งหมดที่วิวัฒนาการ และจำนวนยุคที่อัลกอริทึมหยุดทำงานในการทดลองแต่ละครั้ง พบว่าไฮเปอร์โวลุ่ม กระกระจายของปัจเจกและการกระจายสูงสุดเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วในยุคเริ่มแรกจนถึงประมาณยุคที่ 100 หลังจากนั้นค่าของเมตริกซ์จะเปลี่ยนแปลงน้อยมากจนกระทั่งหยุดการเปลี่ยนแปลงเมื่อเข้าใกล้ยุคที่ 144 ส่วนการทดสอบทั้ง 30 ครั้งพบว่าจำนวนของยุคที่หยุดทำงานแต่ละครั้งยังคงแตกต่างกัน รูปที่ 4.7 เป็นกราฟแสดงเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามซึ่งแสดงถึงสถานะของประชากรระหว่างวิวัฒนาการพบว่าเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดมีเปอร์เซ็นต์สูงมากในช่วงแรกจนกระทั่งประมาณยุคที่ 100 จึงเริ่มเปลี่ยนแปลงน้อยลง ส่วนการวิวัฒนาการที่หยุดการวิวัฒนาการก่อนเวลาอันควร ตัวอย่างเช่น อัลกอริทึมหยุดการทำงาน ณ ยุคที่ 108 ทำให้คำตอบที่ได้ยังไม่สามารถลู่อเข้าสู่พร้อมท์พารेटแสดงตัวอย่างดังรูปที่ 4.8 และรูปที่ 4.9

ผลการทดสอบฟังก์ชัน ZDT2 แสดงดังตารางที่ 4.2 พบว่าผลการทดสอบที่ดีที่สุดนั้นอัลกอริทึมลู่อเข้าและหยุดทำงาน ณ ยุคที่ 300 ซึ่งเป็นจำนวนยุคที่มากที่สุดที่กำหนดไว้ โดยค้นพบคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำ 100 คำตอบ และมี  $IGD = 0.0042$  อัลกอริทึมควรมีระยะเวลาในการวิวัฒนาการไม่น้อยกว่า 288 ยุคขึ้นไป เนื่องจากหากอัลกอริทึมหยุดทำงานก่อนหน้ายุคนี้แล้วจะทำให้ไม่สามารถหาคำตอบที่ลู่อเข้าได้ สถิติของ IGD ซึ่งแสดงถึงความทนทานของแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานเมื่อประยุกต์ใช้กับเอเอฟเอ็มดีอีดังรูปที่ 4.2 พบว่ายังคงมีความทนทานต่ำ เนื่องจากค่าเฉลี่ยของ IGD ยังคงสูงคือ 0.8024 และมีการเบี่ยงเบนมาตรฐานถึง 0.9353 รูปที่ 4.10 เป็นการแสดงพร้อมท์พารेटและพร้อมท์ที่ไม่ถูกครอบงำในปริภูมิวัตถุประสงค์ ค่าของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดเมื่อเทียบกับยุคทั้งหมดที่วิวัฒนาการ และจำนวนยุคที่อัลกอริทึมหยุดทำงานในการทดลองแต่ละครั้ง พบว่าไฮเปอร์โวลุ่ม กระกระจายของปัจเจกและการกระจายสูงสุดเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วในยุคเริ่มแรกจนถึงประมาณยุคที่ 200 หลังจากนั้นค่าของเมตริกซ์จะเปลี่ยนแปลงน้อยมากจนกระทั่งหยุดการ

เปลี่ยนแปลงเมื่อเข้าใกล้ยุคที่ 300 ส่วนการทดสอบทั้ง 30 ครั้งพบว่าจำนวนของยุคที่หยุดทำงานแต่ ละครั้งยังคงแตกต่างกัน รูปที่ 4.11 เป็นกราฟแสดงเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะ ทั้งสามชนิดซึ่งแสดงถึงสถานะของประชากรระหว่างวิวัฒนาการพบว่าเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของ เมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดมีเปอร์เซ็นต์สูงมากในช่วงแรกจนกระทั่งประมาณยุคที่ 200 จึงเริ่ม เปลี่ยนแปลงน้อยลง ส่วนการวิวัฒนาการที่หยุดการวิวัฒนาการก่อนเวลาอันควร ตัวอย่างเช่น อัลกอริทึมหยุดการทำงาน ณ ยุคที่ 126 ทำให้คำตอบที่ได้ยังไม่สามารถเข้าสู่ฟรอนท์พาราเรโตแสดง ตัวอย่างดังรูปที่ 4.12 และกราฟแสดงเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิด แสดงดังรูปที่ 4.13

ผลการทดสอบฟังก์ชัน ZDT3 แสดงดังตารางที่ 4.3 พบว่าอัลกอริทึมหยุดทำงานก่อนครบ 300 ยุค แต่ยังไม่ลู่เข้าและจำนวนคำตอบที่เหมาะสมที่สุดมีจำนวนน้อย โดยผลการทดสอบที่ดีที่สุดนั้น อัลกอริทึมหยุดทำงาน ณ ยุคที่ 66 ซึ่งเป็นจำนวนยุคที่มากที่สุดที่กำหนดไว้ โดยค้นพบคำตอบที่ไม่ถูก ครอบงำ 37 คำตอบ และมี  $IGD = 0.1503$  เนื่องจากเกณฑ์การหยุดทำงานอาจไม่เหมาะสมกับ ลักษณะปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่เป็นฟังก์ชันไม่ต่อเนื่อง และจาก [95-96] พบว่าเอเอฟเอ็มดี อีเผชิญปัญหานี้เมื่อกำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานแบบตามธรรมเนียมเช่นกัน สถิติของ IGD ซึ่งแสดง ถึงความทนทานของแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานเมื่อประยุกต์ใช้กับเอเอฟเอ็มดีอีดังรูปที่ 4.3 พบว่ายังคงมีความทนทานต่ำ เนื่องจากค่าเฉลี่ยของ IGD ยังคงสูงคือ 0.2499 และมีการเบี่ยงเบน มาตรฐานคือ 0.0928 รูปที่ 4.14 เป็นการแสดงฟรอนท์พาราเรโตและฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำในปริภูมิ วัตถุประสงค์ รูปที่ 4.15 เป็นกราฟแสดงเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสาม ชนิด

ผลการทดสอบฟังก์ชัน ZDT4 แสดงดังตารางที่ 4.4 พบว่าผลการทดสอบที่ดีที่สุดนั้นอัลกอริทึม ลู่เข้าและหยุดทำงาน ณ ยุคที่ 295 โดยค้นพบคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำ 100 คำตอบ และมี  $IGD = 2.7050$  เนื่องจากเกณฑ์การหยุดทำงานอาจไม่เหมาะสมกับลักษณะปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ที่เป็นฟังก์ชันมีฟรอนท์พาราเรโตเฉพาะที่หลายฟรอนท์ และจาก [95-96] พบว่าเอเอฟเอ็มดีอีเผชิญ ปัญหานี้เมื่อกำหนดเกณฑ์การหยุดทำงานแบบตามธรรมเนียมเช่นกัน สถิติของ IGD ซึ่งแสดงถึงความ ทนทานของแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานเมื่อประยุกต์ใช้กับเอเอฟเอ็มดีอีดัง พบว่ายังคงมีความ

ทนทานต่ำ เนื่องจากค่าเฉลี่ยของ IGD ยังคงสูงคือ 42.9641 และมีการเบี่ยงเบนมาตรฐานถึง 20.0929 รูปที่ 4.16 เป็นการแสดงพร้อมพารามิเตอร์และพร้อมที่ที่ไม่ถูกครอบงำในปริภูมิวัตถุประสงค์ ค่าของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดเมื่อเทียบกับยุคทั้งหมดที่วิวัฒนาการ และจำนวนยุคที่อัลกอริทึมหยุดทำงานในการทดลองแต่ละครั้ง โดยแสดงผลการทดสอบที่ดีที่สุด คือ เมื่ออัลกอริทึมหยุดการทำงานที่ยุคที่ 75 นั้นเอง รูปที่ 4.17 เป็นกราฟแสดงเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสาม ซึ่งแสดงถึงสถานะของประชากรระหว่างวิวัฒนาการพบว่าเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดมีเปอร์เซ็นต์สูงมากในช่วงแรกจนกระทั่งประมาณยุคที่ 100 จึงเริ่มเปลี่ยนแปลงน้อยลงจนเกือบจะไม่มีเปลี่ยนแปลง

และผลการทดสอบฟังก์ชัน ZDT6 แสดงดังตารางที่ 4.5 พบว่าผลการทดสอบที่ดีที่สุดนั้น อัลกอริทึมลู่เข้าและหยุดทำงาน ณ ยุคที่ 300 ซึ่งเป็นจำนวนยุคที่มากที่สุดที่กำหนดไว้ โดยค้นพบคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำ 100 คำตอบ และมี  $IGD = 0.0029$  อัลกอริทึมควรมีระยะเวลาในการวิวัฒนาการไม่น้อยกว่า 50 ยุคขึ้นไป เนื่องจากหากอัลกอริทึมหยุดทำงานก่อนหน้ายุคนี้แล้วจะทำให้ไม่สามารถหาคำตอบที่ลู่เข้าได้ สถิติของ IGD ซึ่งแสดงถึงความทนทานของแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานเมื่อประยุกต์ใช้กับเอเอฟเอ็มดีอีดังรูปที่ 4.5 พบว่ายังคงมีความทนทานต่ำ เนื่องจากค่าเฉลี่ยของ IGD ยังคงสูงคือ 2.5468 และมีการเบี่ยงเบนมาตรฐานถึง 2.5441 รูปที่ 4.18 เป็นการแสดงพร้อมพารามิเตอร์และพร้อมที่ที่ไม่ถูกครอบงำในปริภูมิวัตถุประสงค์ ค่าของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดเมื่อเทียบกับยุคทั้งหมดที่วิวัฒนาการ และจำนวนยุคที่อัลกอริทึมหยุดทำงานในการทดลองแต่ละครั้ง พบว่าไฮเปอร์โวลุ่ม กระกระจายของปัจเจกและการกระจายสูงสุดเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วในยุคเริ่มแรกจนถึงประมาณยุคที่ 100 หลังจากนั้นค่าของเมตริกซ์จะเปลี่ยนแปลงน้อยมากจนกระทั่งหยุดการเปลี่ยนแปลงเมื่อเข้าใกล้ยุคที่ 300 ส่วนการทดสอบทั้ง 30 ครั้งพบว่าจำนวนของยุคที่หยุดทำงานแต่ละครั้งใกล้เคียงกันมากประมาณไม่เกิน 50 ยุค รูปที่ 4.19 เป็นกราฟแสดงเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดซึ่งแสดงถึงสถานะของประชากรระหว่างวิวัฒนาการพบว่าเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดมีเปอร์เซ็นต์สูงมากในช่วงแรกจนกระทั่งประมาณยุคที่ 100 จึงเริ่มเปลี่ยนแปลงน้อยลง ส่วนการวิวัฒนาการที่หยุดการวิวัฒนาการก่อนเวลาอันควร ตัวอย่างเช่น อัลกอริทึมหยุดการทำงาน ณ ยุคที่ 48 ทำให้คำตอบที่ได้ยัง

ไม่สามารถเข้าสู่ฟรอนท์พาเรโตแสดงตัวอย่างดังรูปที่ 4.20 และกราฟแสดงเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของเมตริกซ์สมรรถนะทั้งสามชนิดแสดงดังรูปที่ 4.21

โดยสรุปแล้วผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานของพีซีดีพีเฟอร์นเซียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ ช่วยประหยัดทรัพยากรในการคำนวณและเวลา โดยเมื่ออัลกอริทึมเข้าสู่และมีการกระจายระหว่างปัจเจกเป็นยูนิฟอร์มแล้ว อัลกอริทึมจะหยุดทำงาน ฟังก์ชัน ZDT1 ต้องการจำนวนยุคสำหรับวิวัฒนาการประมาณ 100 ยุค ถึง 158 ยุคจึงจะได้คำตอบที่เหมาะสมที่สุดที่เข้าสู่และกระจายแบบยูนิฟอร์ม ส่วน ZDT6 นั้นต้องการจำนวนยุคประมาณ 50 ยุคขึ้นไปจึงจะค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่อย่างไรก็ตามการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับฟังก์ชัน ZDT3 และ ZDT4 เป็นปัญหาที่ยากสำหรับอัลกอริทึมเอง [95-96] และเกณฑ์การหยุดทำงานช่วยพัฒนาประสิทธิภาพของอัลกอริทึมได้ไม่ดีเท่าที่ควร นอกจากนี้จากผลการทดสอบพบว่าแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานของพีซีดีพีเฟอร์นเซียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ ยังต้องพัฒนาด้านความทนทานเพิ่มเติมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์อีกด้วย

ตารางที่ 4.1 ผลการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT1

Trial no.	Stopping Generation	No. of Nondominated Solutions Found	IGD
1	77	47	0.030224203710146
2	<b>158</b>	<b>100</b>	<b>0.006026075218277</b>
3	64	29	0.092565060091074
4	57	26	0.109496733048980
5	107	97	0.010582199485217
6	29	18	0.518929513826161
7	30	10	0.571177656195549
8	62	28	0.090630505229095
9	40	19	0.448170064214261
10	57	27	0.100468068735555
11	108	90	0.013898346044796
12	72	41	0.046082542023372
13	<b>145</b>	<b>100</b>	<b>0.005650021185002</b>
14	37	14	0.343953471379312
15	87	62	0.021913193123603
16	<b>123</b>	<b>100</b>	<b>0.008387898899743</b>
17	107	91	0.011795211711376
18	43	15	0.236034834634270
19	<b>25</b>	<b>15</b>	<b>0.773481873404080</b>
20	48	20	0.154552438938921
21	76	34	0.048970158135986
22	69	37	0.056056241983393
23	104	75	0.015905745004732
24	87	70	0.020656147059953
25	<b>144</b>	<b>100</b>	<b>0.005459649619855</b>
26	108	78	0.018256343358330
27	112	100	0.007633602931314
28	56	31	0.130058027641325
29	<b>111</b>	<b>100</b>	<b>0.008823880124640</b>
30	61	32	0.093819202866378

ตารางที่ 4.2 ผลการทดสอบแบบจำลองเกมต์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT2

Trial no.	Stopping Generation	No. of Nondominated Solutions Found	IGD
1	33	2	1.06027659432498
2	277	100	<b>0.04433569234795</b>
3	19	2	1.76720388297148
4	300	100	<b>0.00443904283777</b>
5	300	100	<b>0.00438780529861</b>
6	39	7	0.60287848031123
7	17	1	1.89775564385904
8	19	2	1.75181512282350
9	5	2	3.13338889889030
10	36	6	0.74119847496929
11	22	3	1.51855101641562
12	20	3	1.83944170775148
13	20	2	1.75569049683651
14	300	100	<b>0.00442799706490</b>
15	300	100	<b>0.00440217168377</b>
16	125	100	<b>0.01086109437849</b>
17	26	4	0.90438279431591
18	8	3	2.56134758020532
19	29	3	1.06523027235617
20	300	100	<b>0.00452480162692</b>
21	300	100	<b>0.00445053075055</b>
22	288	100	<b>0.00425288208754</b>
23	300	100	<b>0.00446271978244</b>
24	26	2	1.45735181336114
25	300	100	<b>0.00435953506592</b>
26	300	100	<b>0.00423525192748</b>
27	300	100	<b>0.00455127844962</b>
28	300	100	<b>0.00455929035491</b>
29	21	2	1.90434464566407
30	<b>300</b>	<b>100</b>	<b>0.00418198577457</b>



ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT3

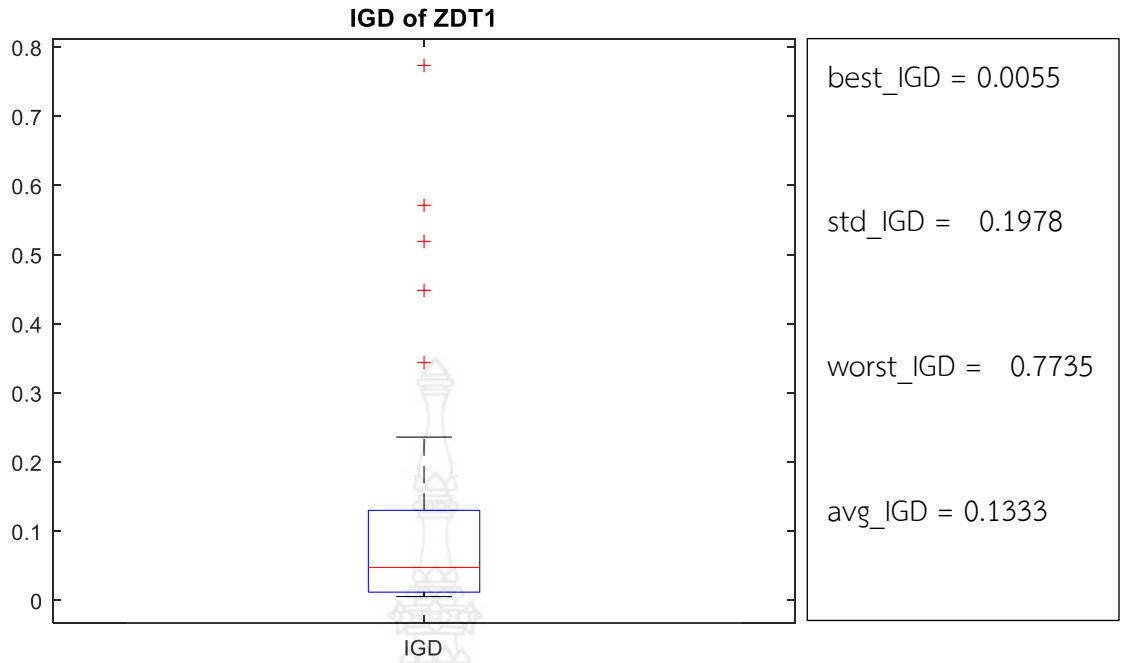
Trial no.	Stopping Generation	No. of Nondominated Solutions Found	IGD
1	24	12	0.271750754420210
2	45	21	0.182982257831681
3	29	13	0.273305377855147
4	17	11	0.474823630014898
5	40	21	0.173555359884777
6	48	20	0.168177649669818
7	28	14	0.321915936466209
8	37	17	0.200713687794304
9	42	18	0.181553691450702
10	60	35	0.155043503467729
11	34	22	0.242687741522943
12	18	13	0.538761807371812
13	27	14	0.267346769906491
14	43	27	0.175288124867691
15	20	13	0.319458320829266
16	40	20	0.190037277031828
17	<b>29</b>	<b>8</b>	<b>0.208502468904093</b>
18	32	13	0.271680951576618
19	47	28	0.173831984329823
20	33	14	0.251310219177396
21	19	12	0.371661592257154
22	25	13	0.311645100432258
23	42	18	0.191662429354326
24	<b>66</b>	<b>37</b>	<b>0.150261590373115</b>
25	59	31	0.161604466175841
26	25	11	0.344633985273380
27	27	14	0.248939759367974
28	32	15	0.249075486666962
29	36	16	0.176084078580455
30	34	16	0.247418009925187

ตารางที่ 4.4 ผลการทดสอบแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT4

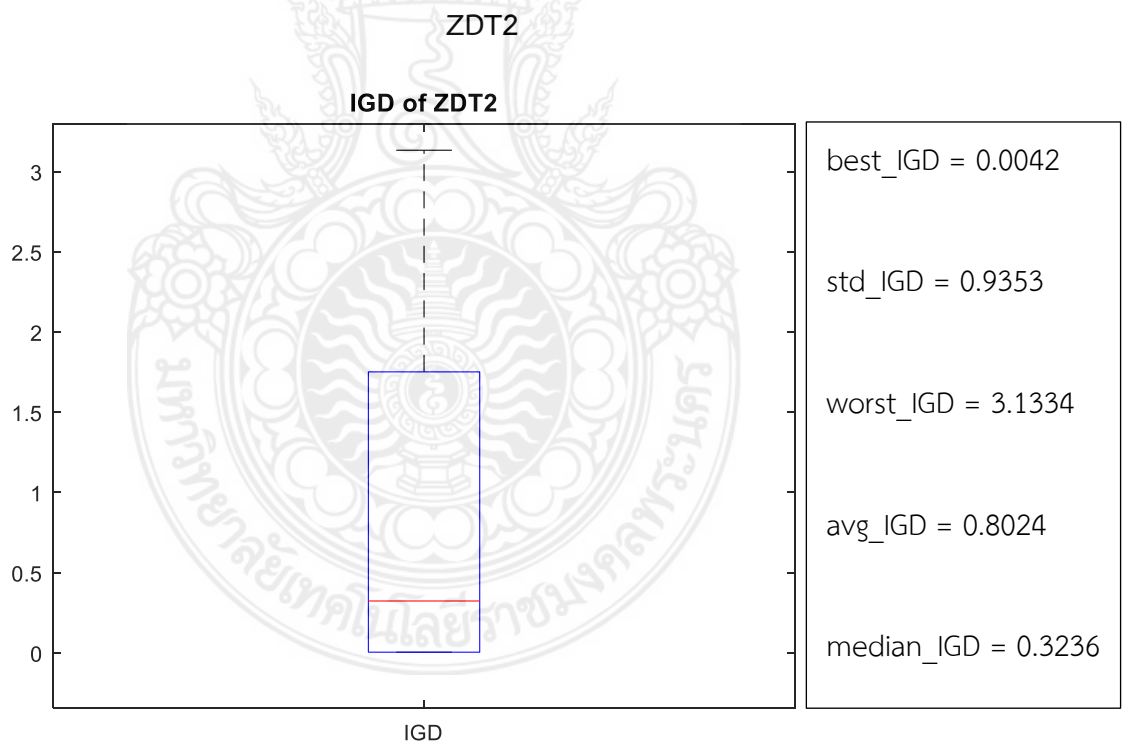
Trial no.	Stopping Generation	No. of Nondominated Solutions Found	IGD
1	6	6	59.3413778535699
2	4	4	50.9893596649205
3	<b>26</b>	<b>1</b>	15.1024940231834
4	23	4	23.7146168490183
5	7	2	53.3424555616125
6	8	4	46.3238881643216
7	10	3	41.7180626904610
8	9	1	51.7149998106310
9	10	3	37.1972495293861
10	14	4	26.0319225136818
11	13	6	27.3759020184302
12	3	8	79.0513120830419
13	19	5	19.6384150846986
14	<b>295</b>	<b>100</b>	<b>2.70500854506199</b>
15	2	2	81.7756282800783
16	4	5	68.5833157470555
17	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>81.0984678206493</b>
18	19	4	27.5808027551728
19	11	2	30.7744662838041
20	10	5	46.1029077182873
21	13	2	43.8619192082138
22	11	3	50.1556259810949
23	5	2	56.3398715919039
24	14	5	37.3936101119351
25	3	2	53.9888668823948
26	4	3	64.4749510902115
27	23	1	24.8478987037704
28	17	2	30.5579822565250
29	9	3	39.6611678382670
30	20	3	17.4771513333321

ตารางที่ 4.5 ผลการทดสอบแบบจำลองเกมต์การหยุดทำงานสำหรับฟังก์ชัน ZDT6

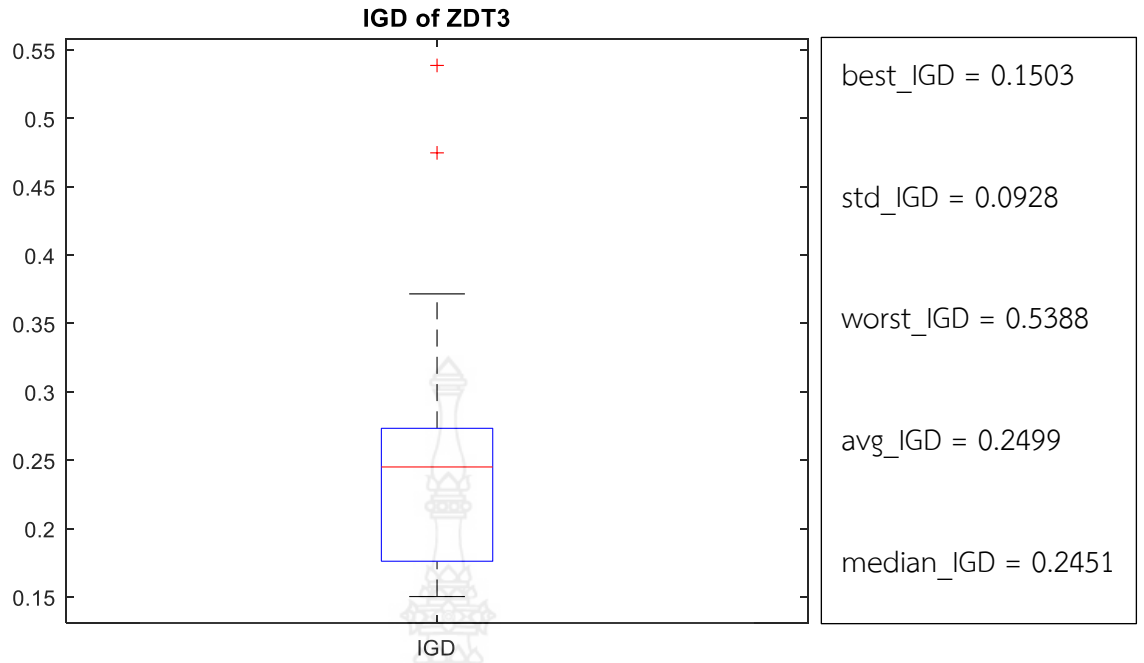
Trial no.	Stopping Generation	No. of Nondominated Solutions Found	IGD
1	29	6	0.93455765249893
2	<b>300</b>	<b>100</b>	<b>0.00288497884521</b>
3	14	5	5.83852991751468
4	29	5	0.15831430748275
5	26	5	2.87995182558712
6	34	9	0.05941572294992
7	31	4	0.17126670307667
8	6	4	7.02016741654815
9	43	5	0.23294385129776
10	20	4	5.38328331664249
11	27	9	4.09719450072269
12	19	5	4.57952389801135
13	26	6	4.42229931597238
14	51	7	0.06057211498453
15	31	6	2.66069281920468
16	<b>300</b>	<b>100</b>	<b>0.00410252555893</b>
17	30	6	3.83812824548163
18	30	6	3.48534151072746
19	1	3	7.96851509245986
20	34	10	0.14990476350584
21	<b>20</b>	<b>3</b>	<b>5.09795386366331</b>
22	<b>300</b>	<b>100</b>	<b>0.00377947358138</b>
23	20	3	4.76430716054752
24	11	5	5.89310510516462
25	40	7	0.11059129169756
26	47	46	0.02709280953703
27	18	5	3.96756458999382
28	<b>32</b>	<b>3</b>	<b>2.58646763172958</b>
29	<b>300</b>	<b>100</b>	<b>0.00387163993243</b>
30	<b>300</b>	<b>100</b>	<b>0.00314766404067</b>



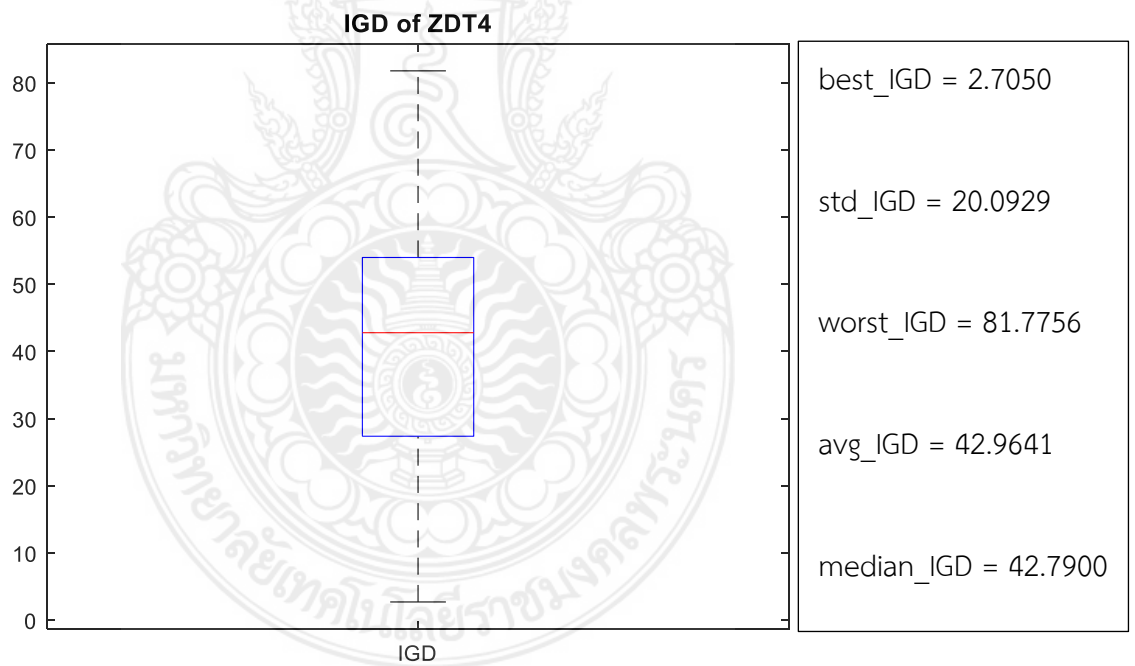
รูปที่ 4.1 บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT1



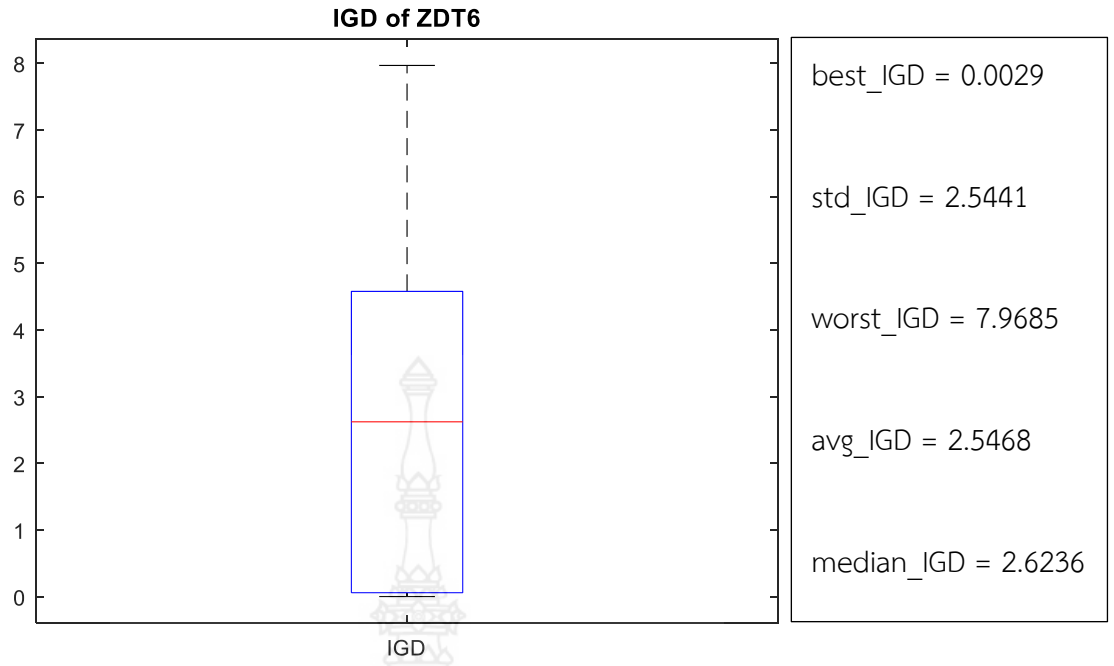
รูปที่ 4.2 บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT2



รูปที่ 4.3 บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT3

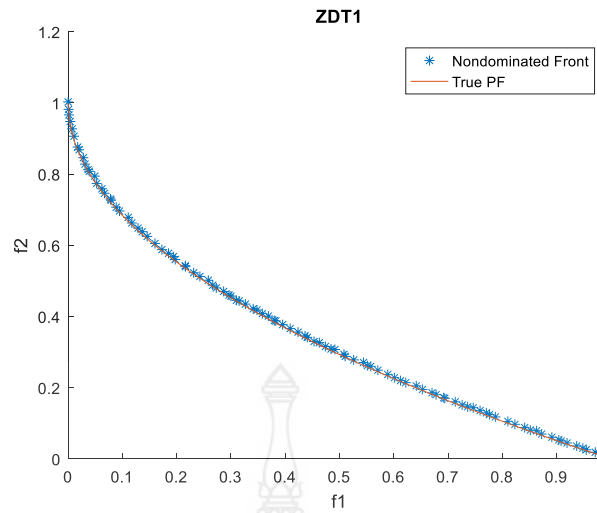


รูปที่ 4.4 บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT4

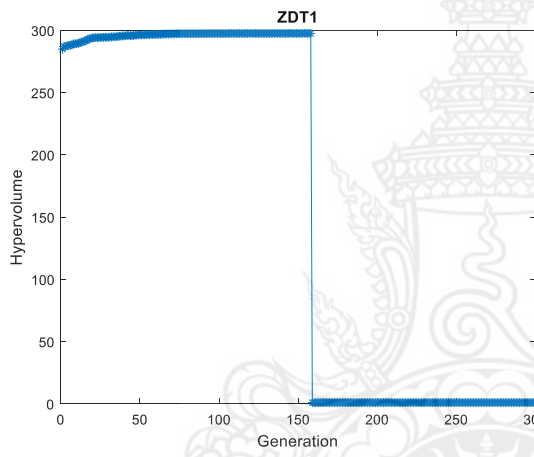


รูปที่ 4.5 บ็อกซ์พลอตและสถิติของฟังก์ชัน ZDT6

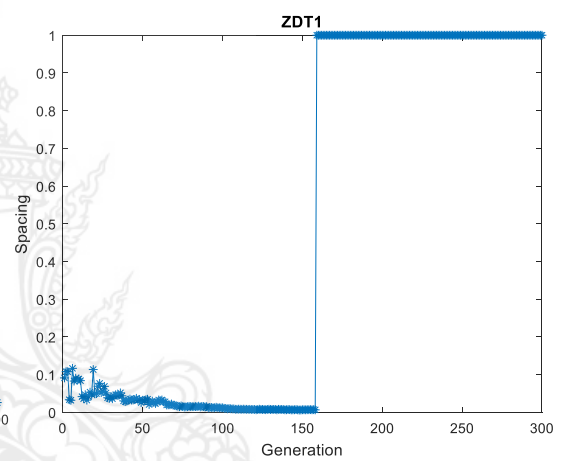




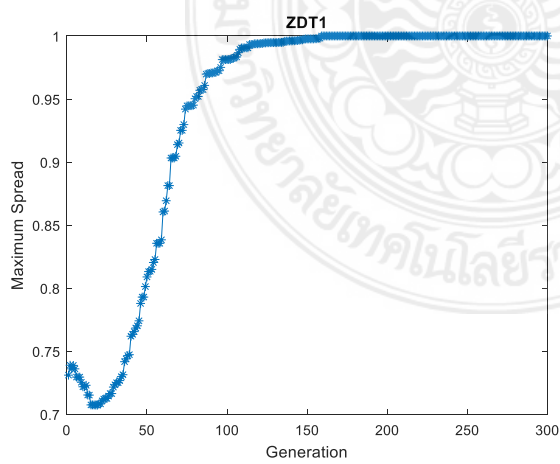
(a)



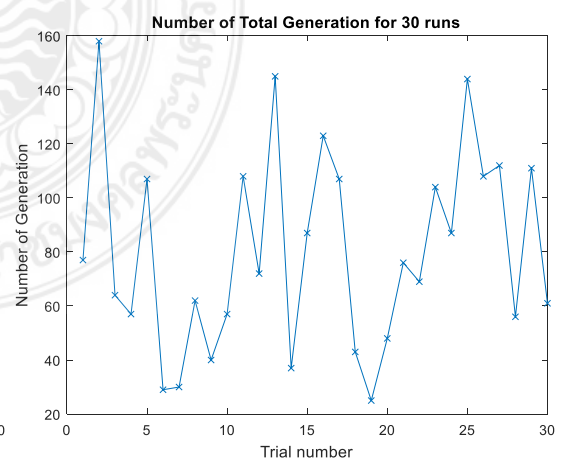
(b)



(c)

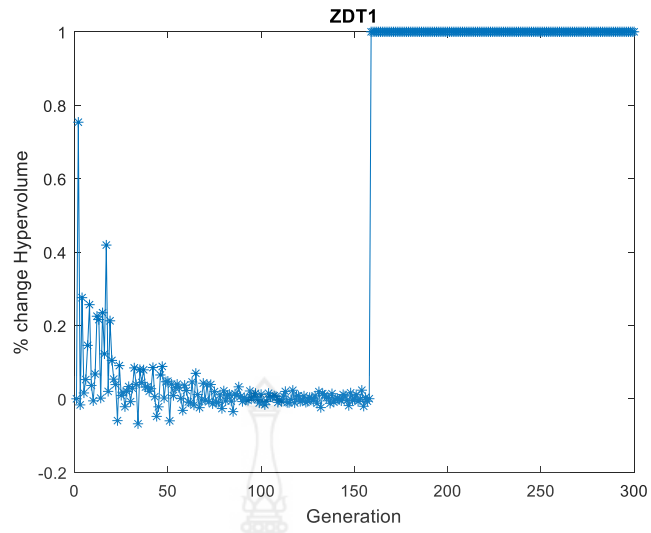


(d)

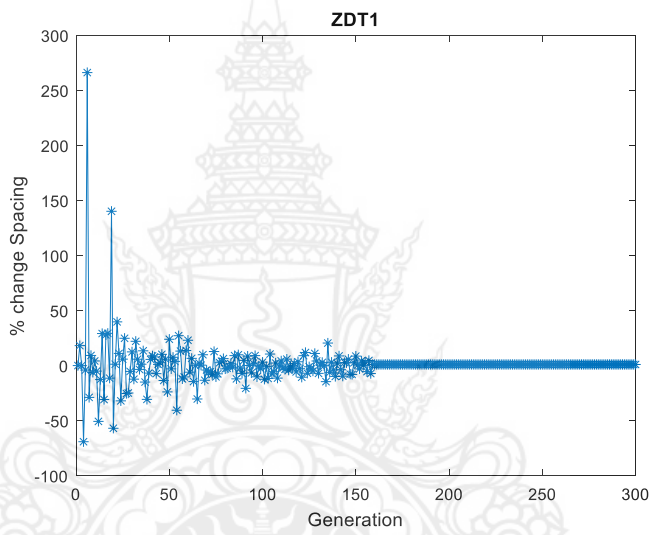


(e)

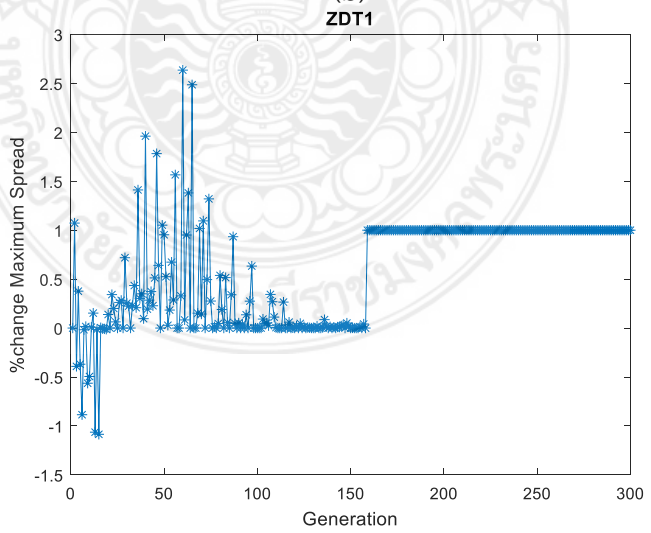
รูปที่ 4.6 ฟรอนท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT1 G=144



(a)



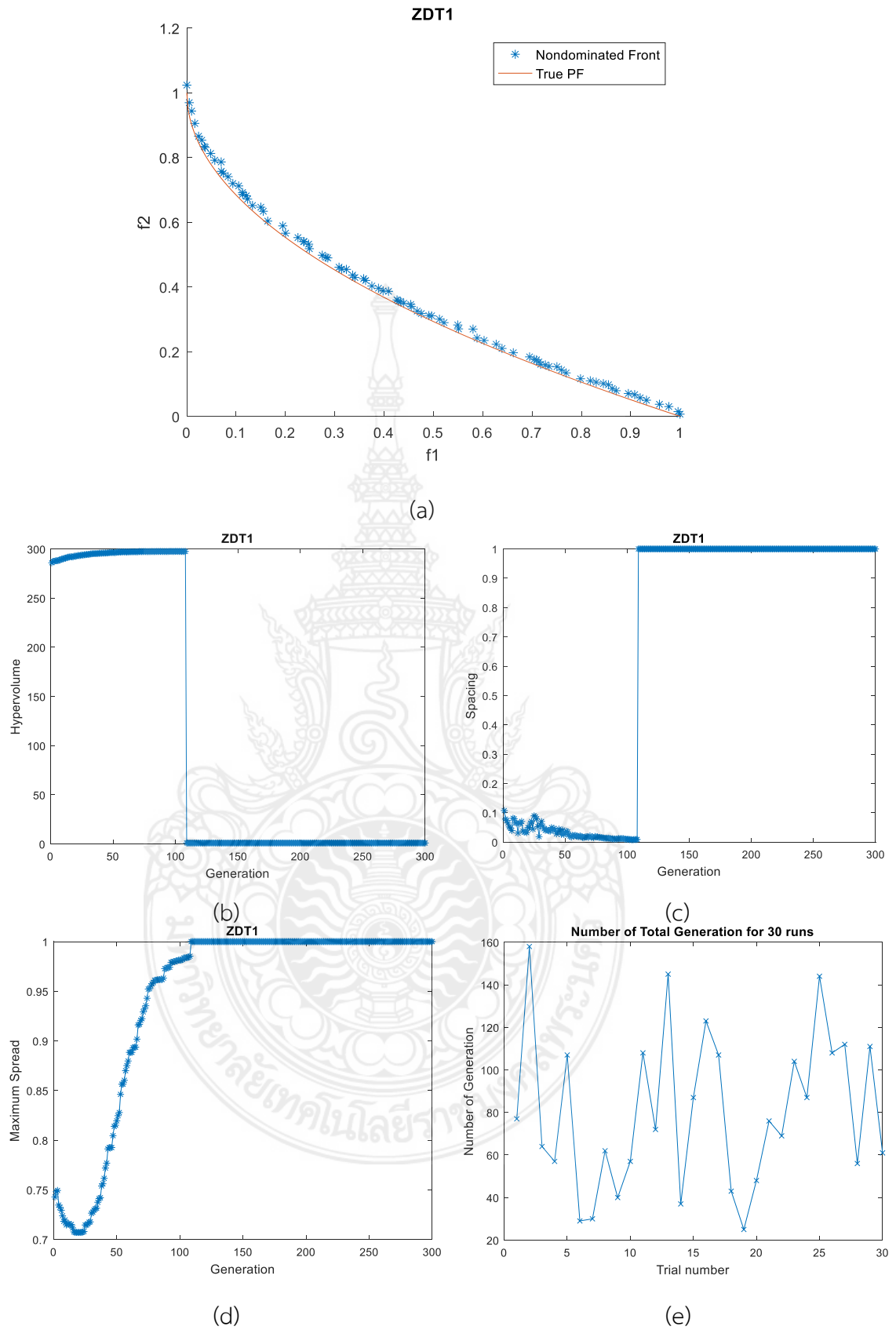
(b)



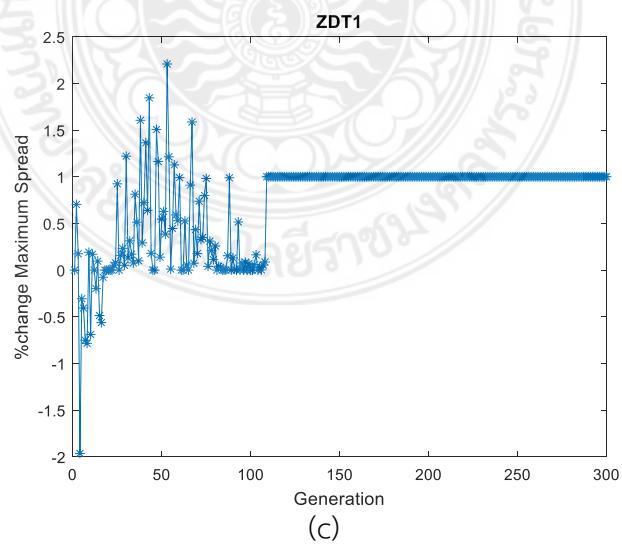
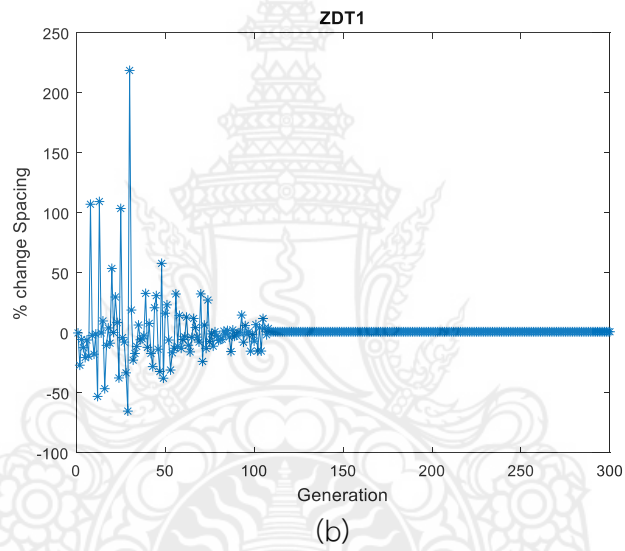
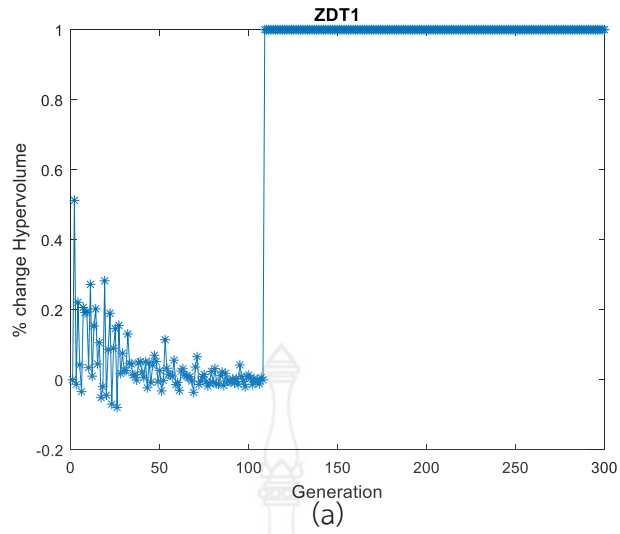
(c)

รูปที่ 4.7 อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT1 G=144

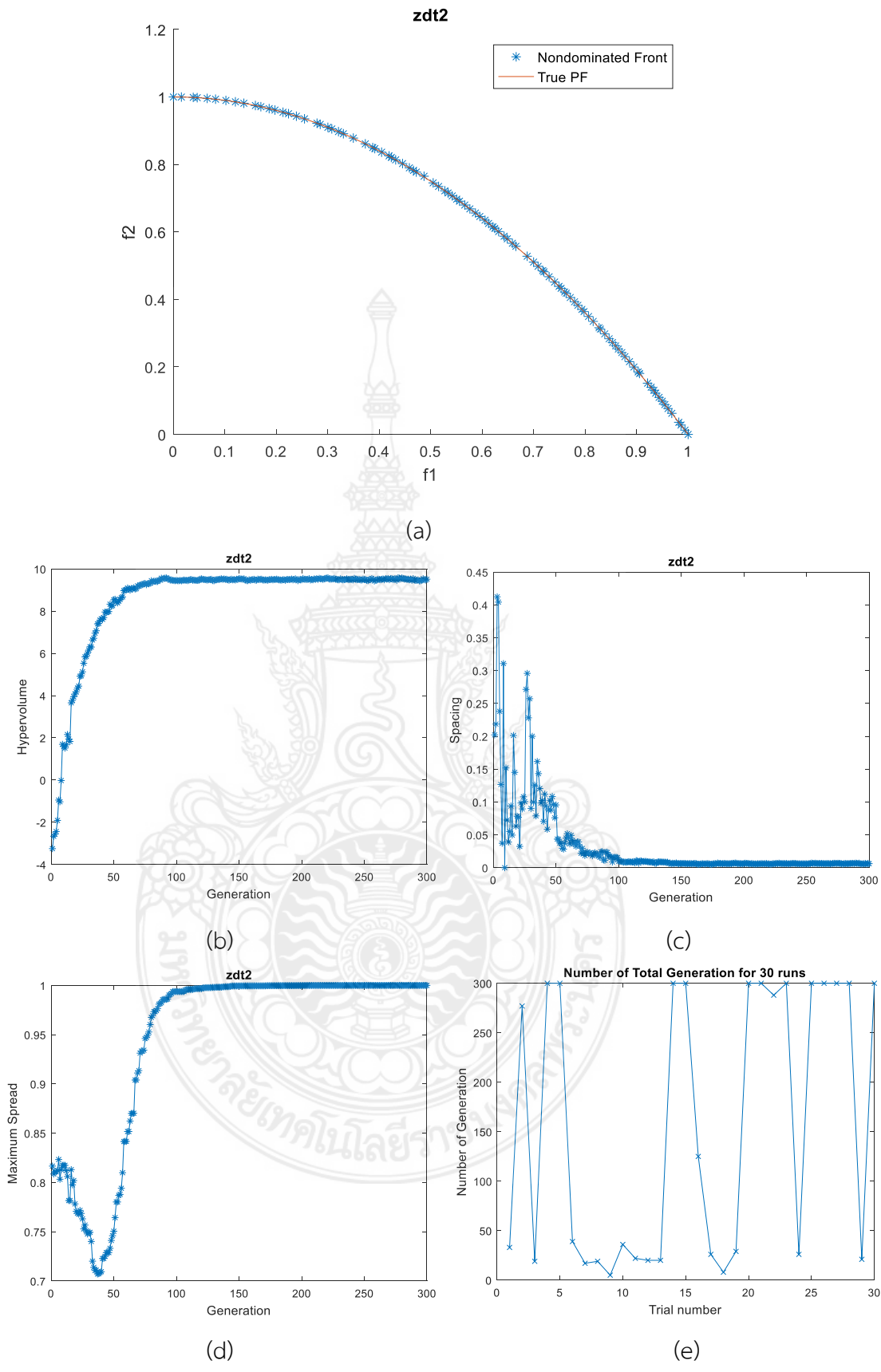




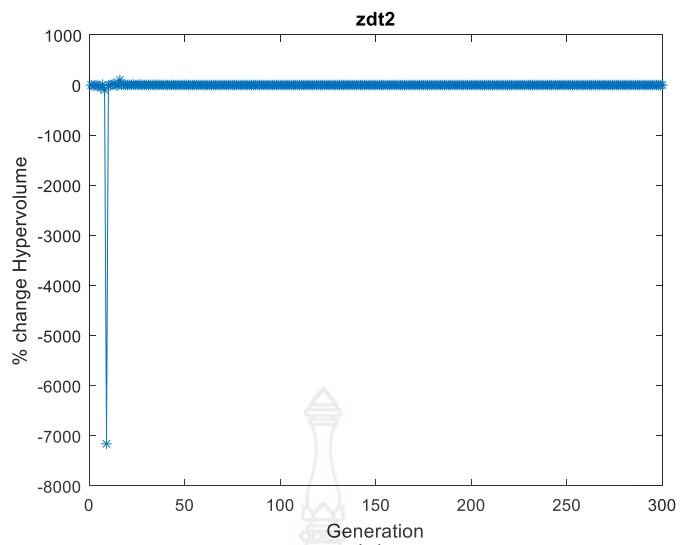
รูปที่ 4.8 ฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT1 G = 108



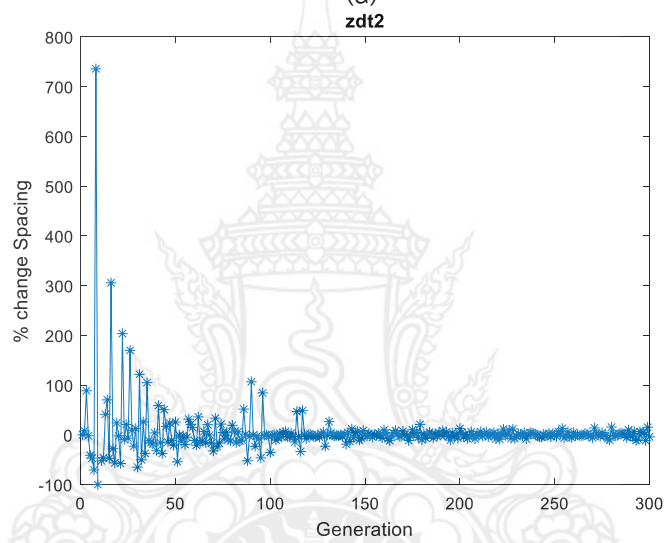
รูปที่ 4.9 อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT1 G = 108



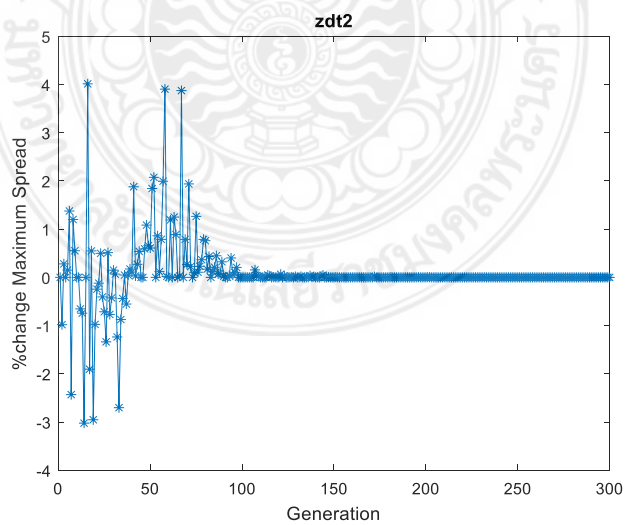
รูปที่ 4.10 ฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT2 G=300



(a)

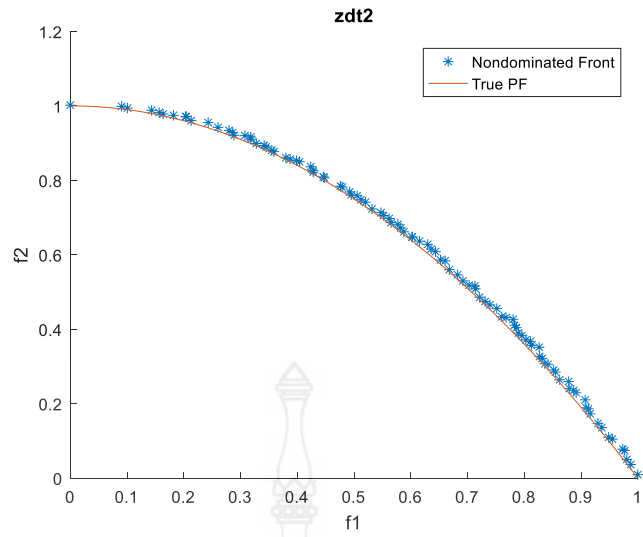


(b)

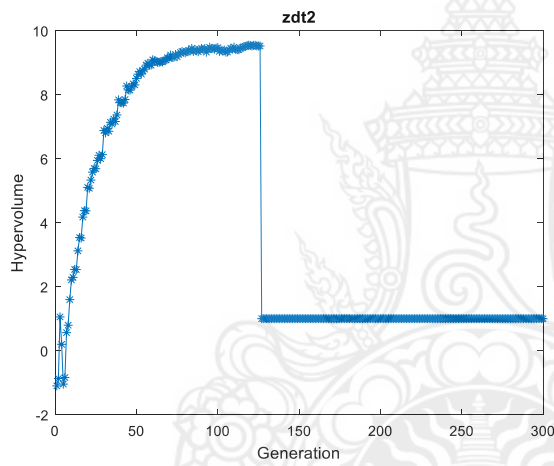


(c)

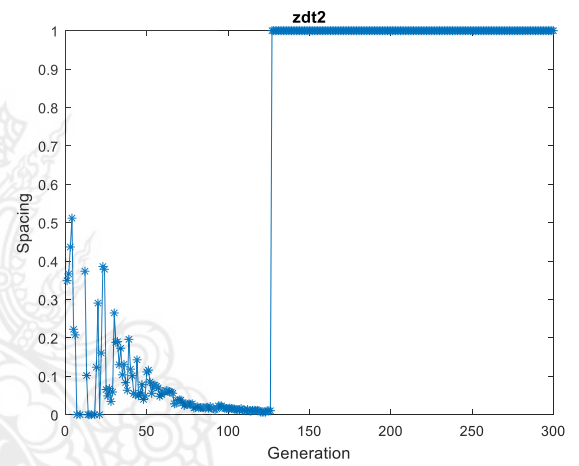
รูปที่ 4.11 อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT2 G=300



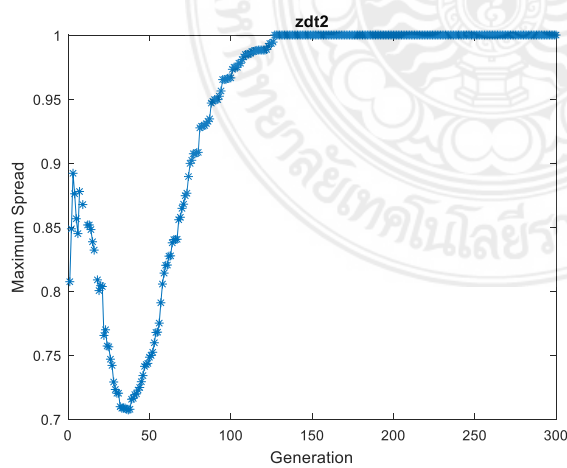
(a)



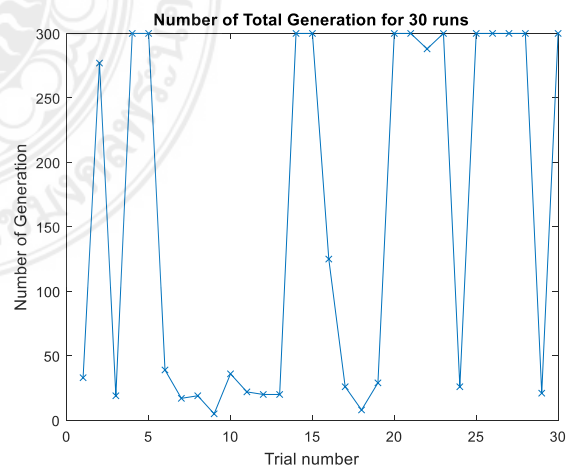
(b)



(c)

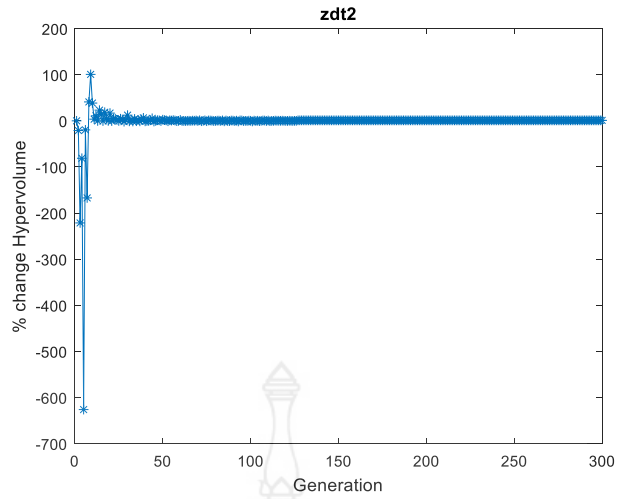


(d)

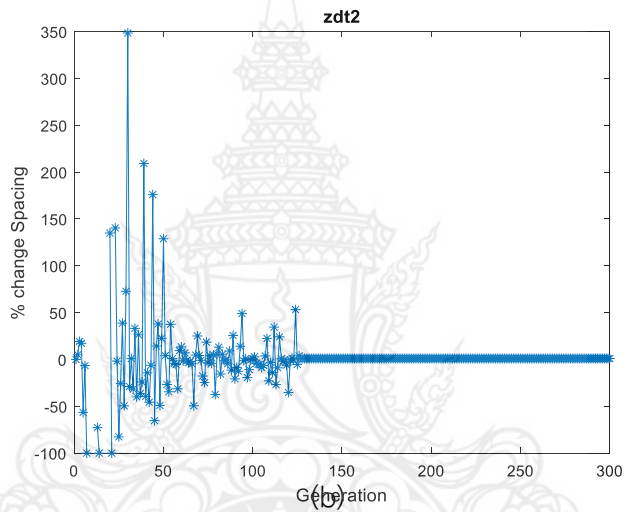


(e)

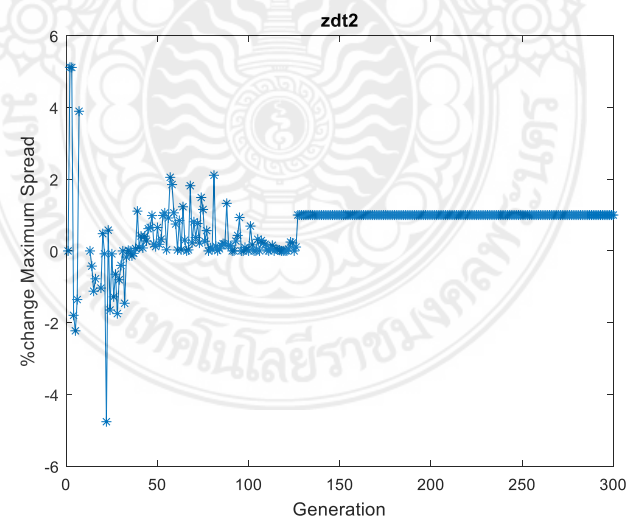
รูปที่ 4.12 ฟรอนท์ที่ไม่ถูกรอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT2 G=126



(a)

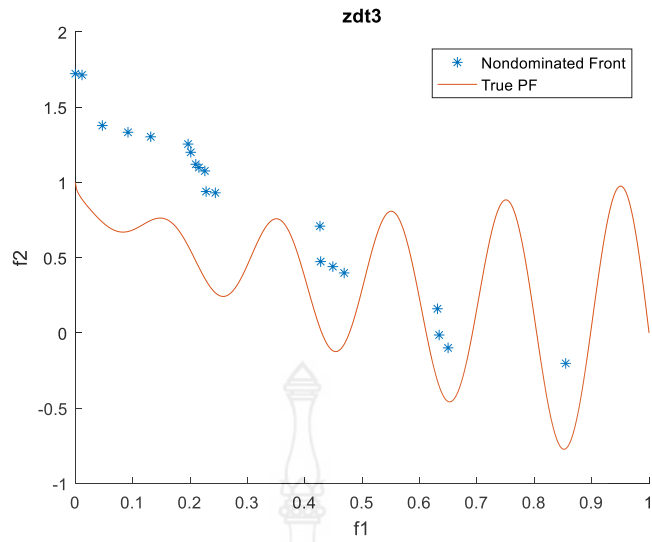


(b)

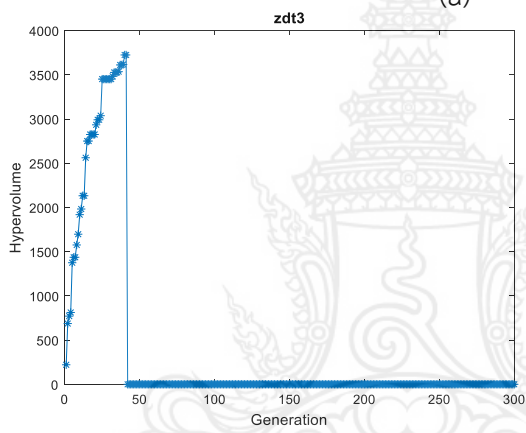


(d)

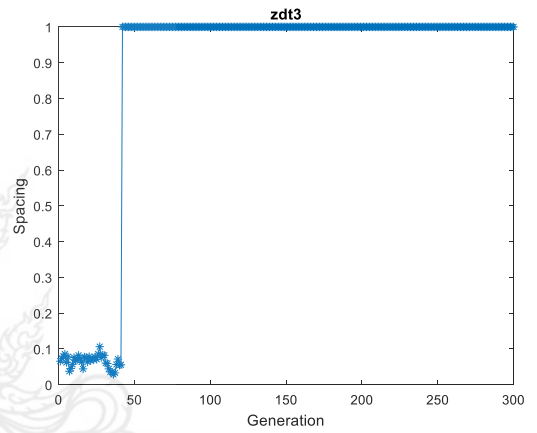
รูปที่ 4.13 อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT1 G = 126



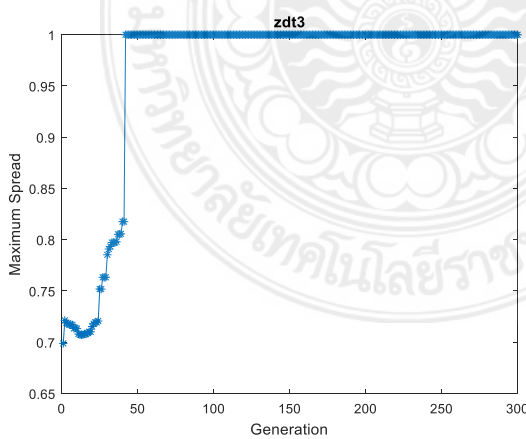
(a)



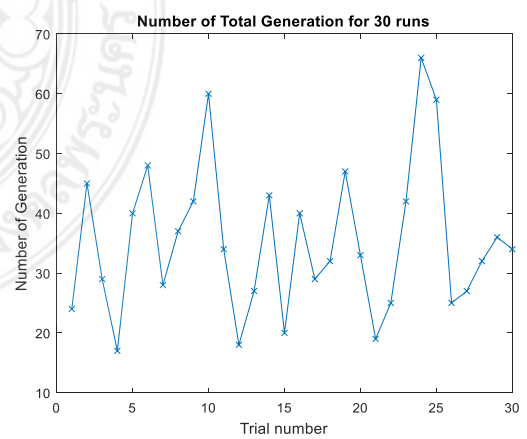
(b)



(c)

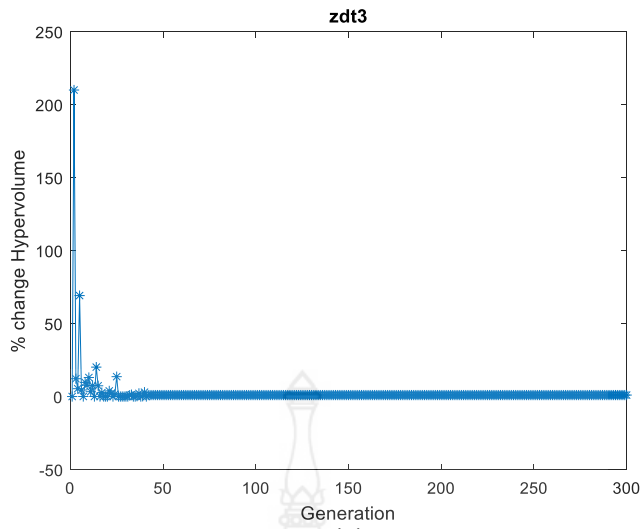


(d)

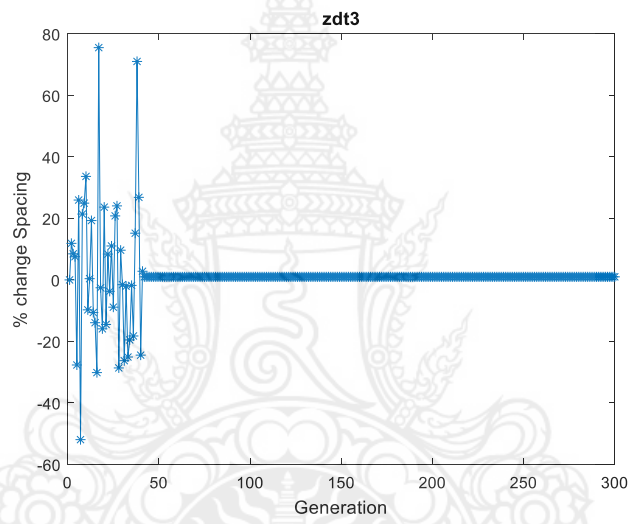


(e)

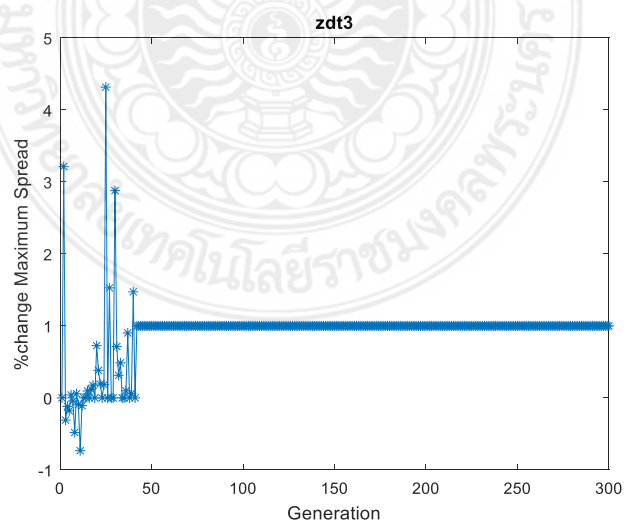
รูปที่ 4.14 ฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT3 G=67



(a)



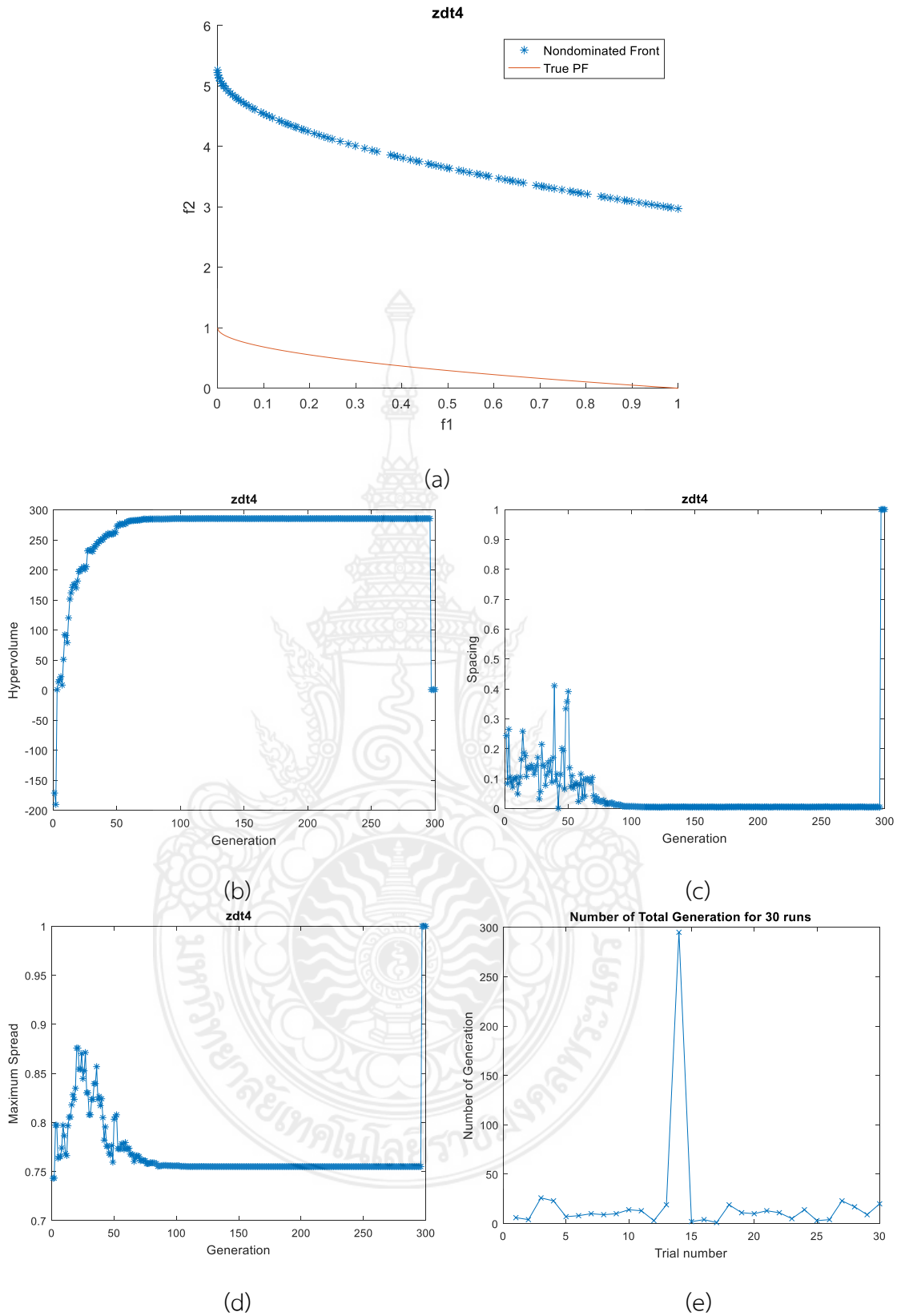
(b)



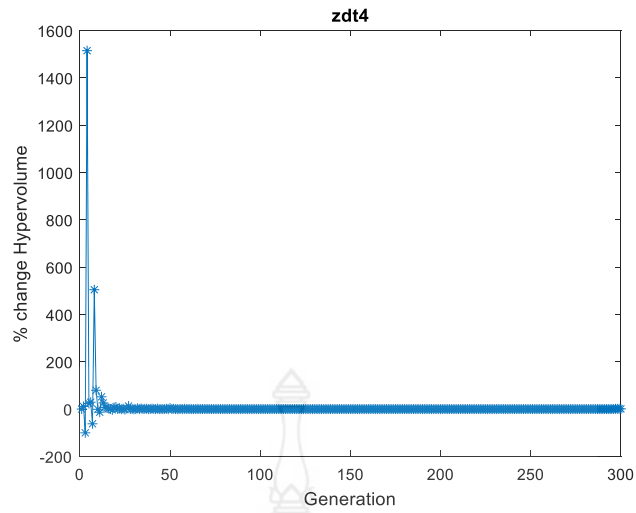
(c)

รูปที่ 4.15 อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT3 G = 67

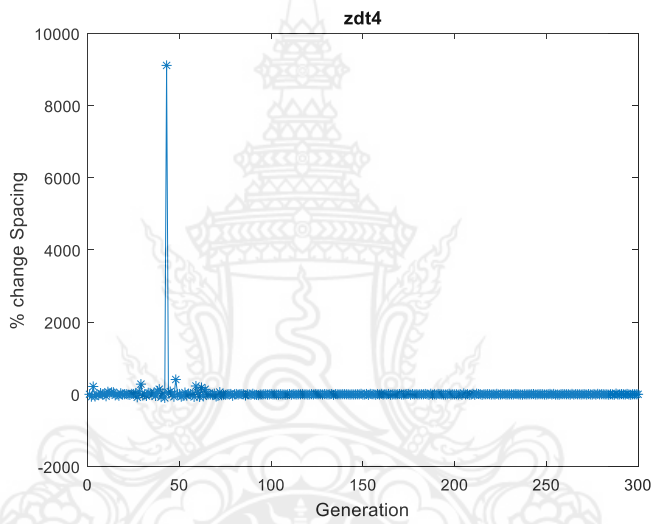




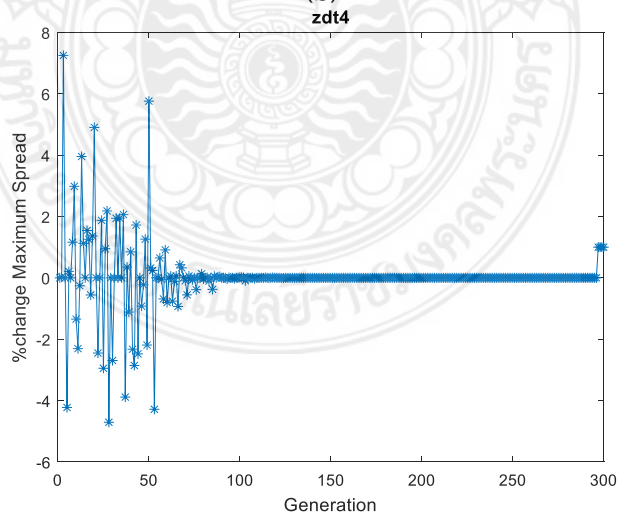
รูปที่ 4.16 ฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT4 G=296



(a)

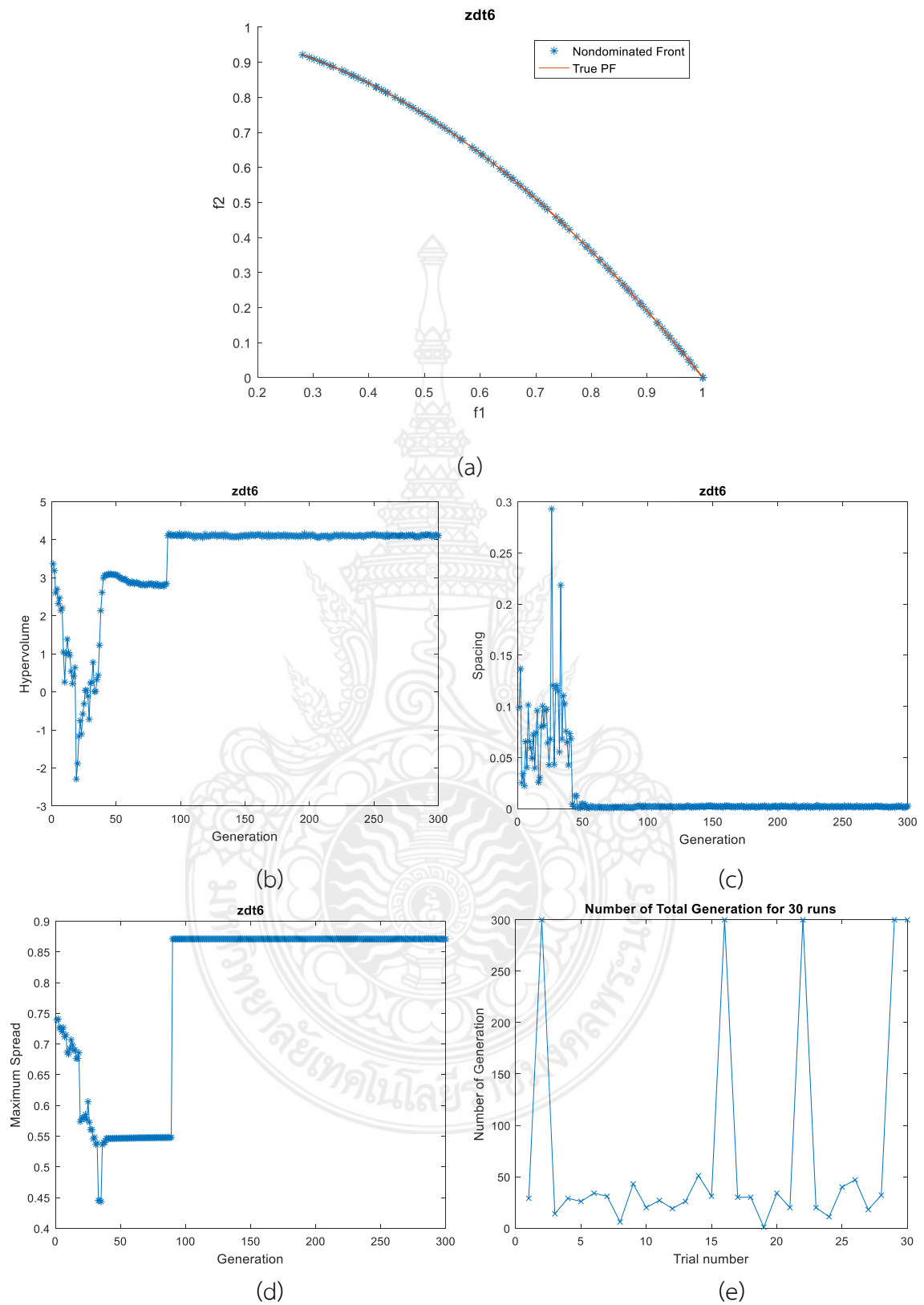


(b)

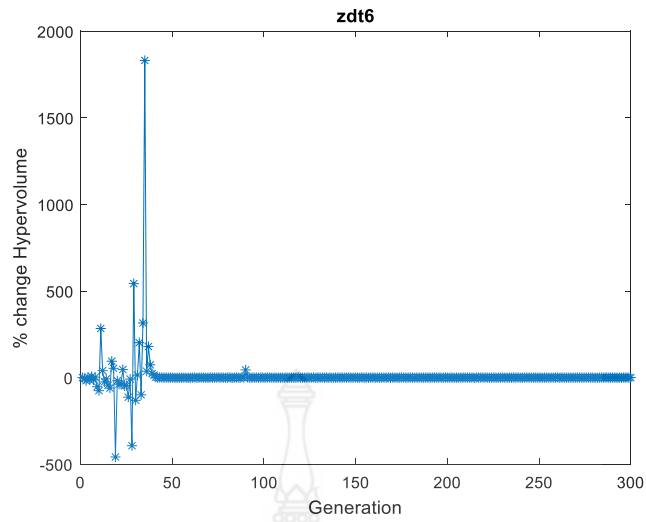


(c)

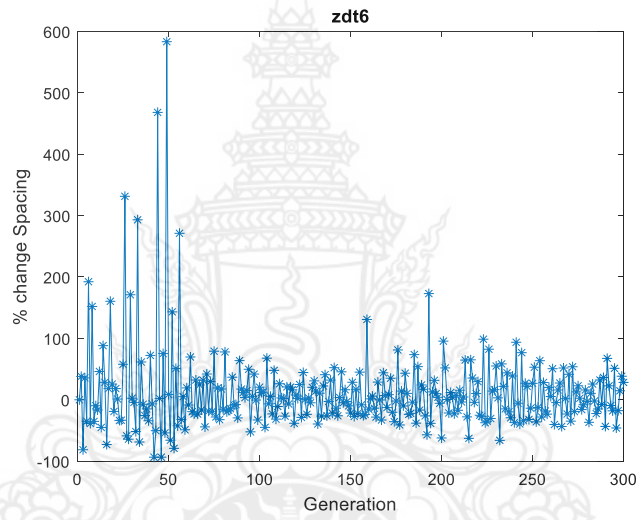
รูปที่ 4.17 อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT4 G = 276



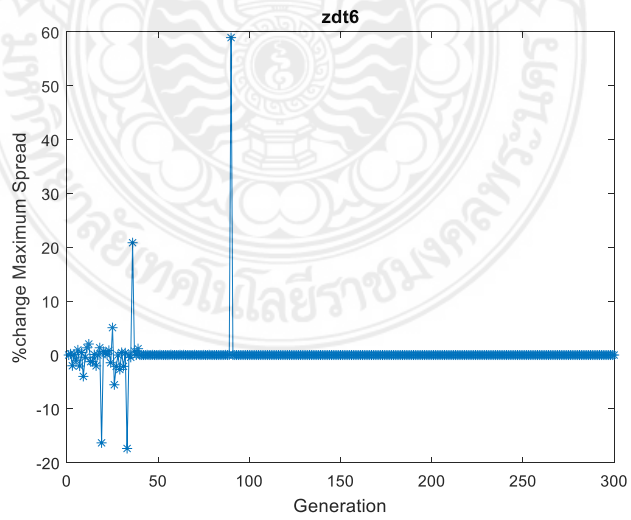
รูปที่ 4.18 ฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT4 G=300



(a)

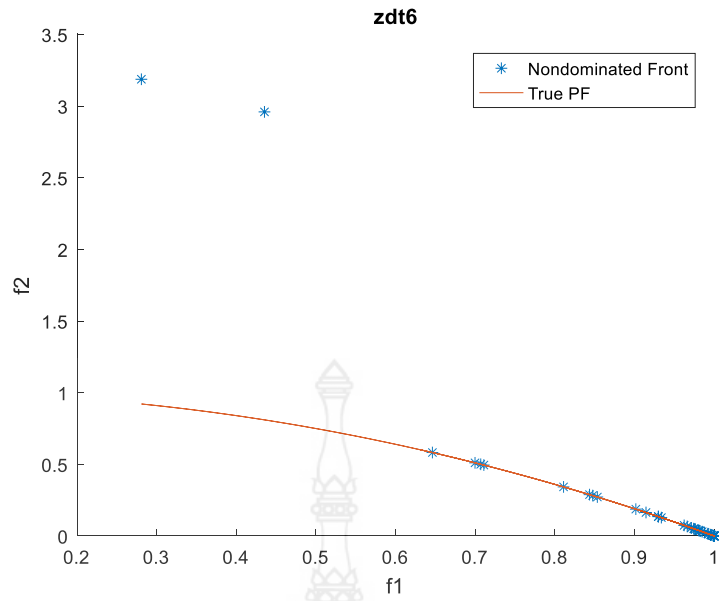


(b)

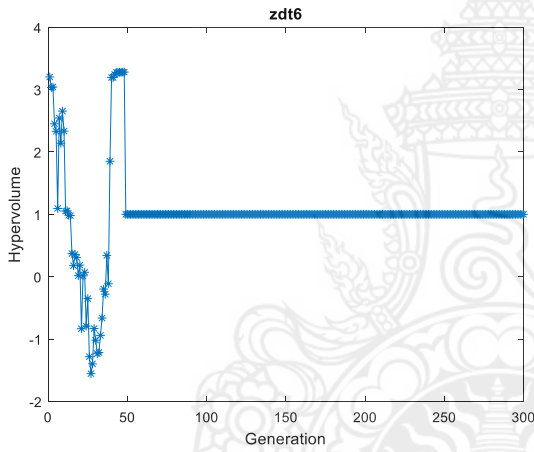


(c)

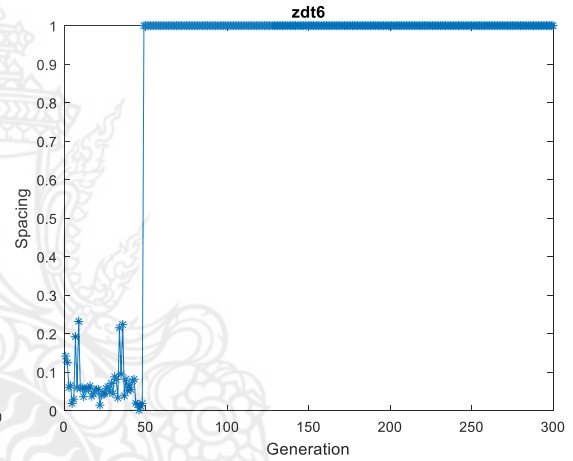
รูปที่ 4.19 อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT6 G = 300



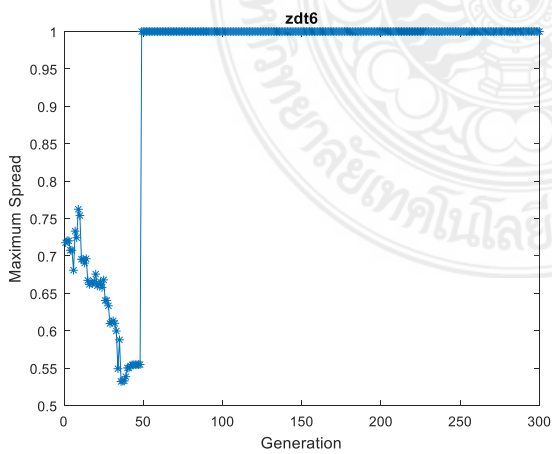
(a)



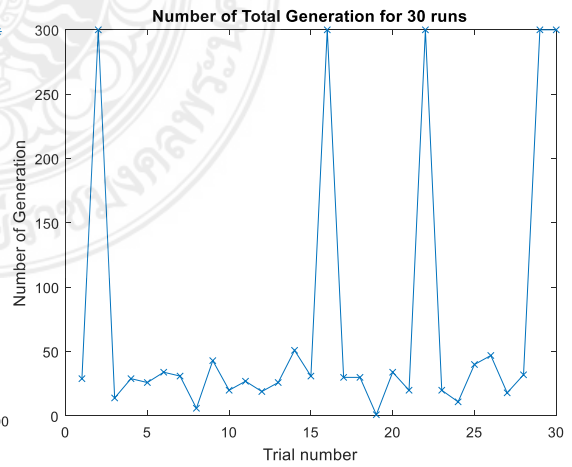
(b)



(c)

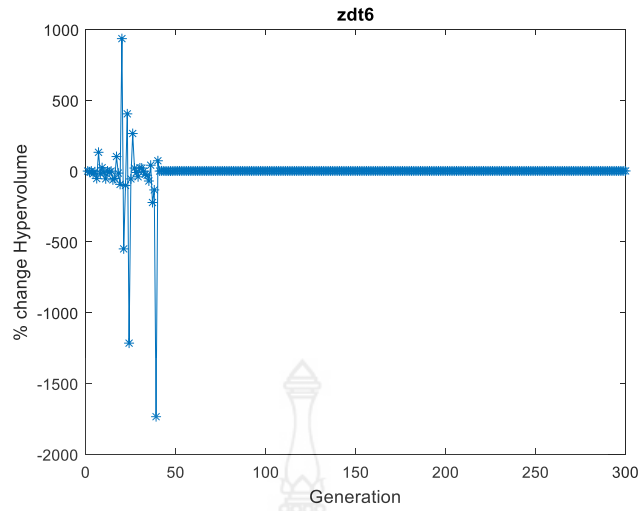


(d)

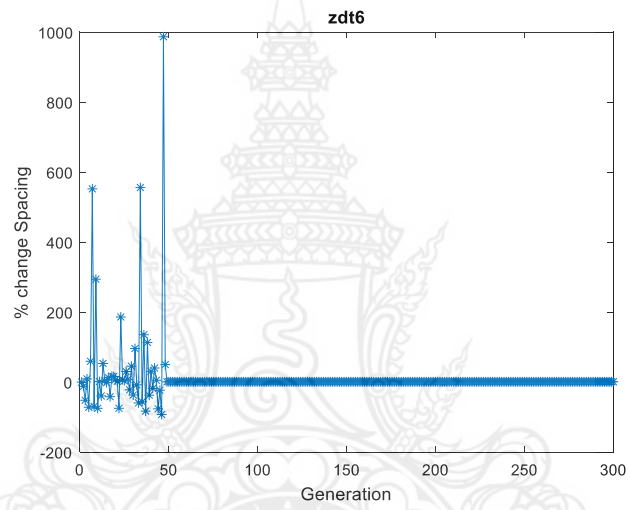


(e)

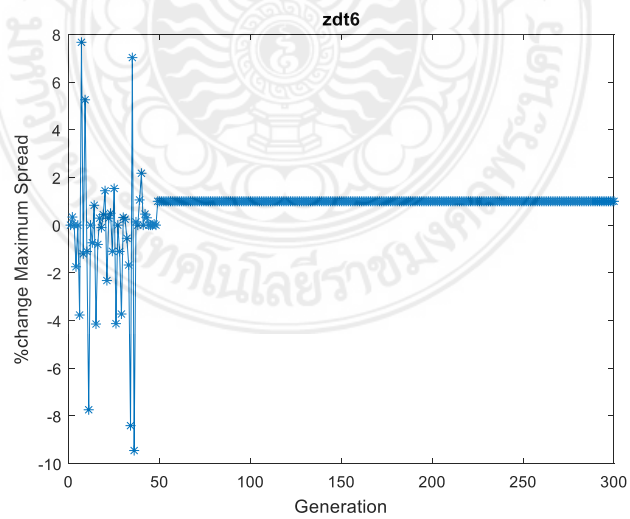
รูปที่ 4.20 ฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำ เมตริกซ์สมรรถนะและจำนวนยุคของฟังก์ชัน ZDT6 G=48



(a)



(b)



(c)

รูปที่ 4.21 อัตราการเปลี่ยนแปลงค่าเมตริกซ์สมรรถนะของฟังก์ชัน ZDT6 G = 48

## บทที่ 5

### สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาแบบจำลองของเกณฑ์การหยุดทำงานของพีซีดีพีเฟอร์เรนเชียลโอเวอร์สแกนแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ แบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานนี้ นำเมตริกสมรรถนะสองชนิด คือ ไฮเปอร์โวลุ่ม เพื่อวัดสถานะการลู่เข้าและการกระจายของปัจเจกในพร็อนท์ที่ไม่ถูกรอบงำ และระยะห่างระหว่างปัจเจกมาเป็นตัววัดสถานะการกระจายแบบยูนิฟอร์มของคำตอบที่ไม่ถูกรอบงำ โดยแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานต้องการพารามิเตอร์เพียงสองพารามิเตอร์เท่านั้น คือ เธรสโฮลด์ของการเปลี่ยนแปลงไฮเปอร์โวลุ่มและระยะห่างระหว่างปัจเจก ซึ่งกำหนดโดยผู้ใช้และการนำแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะไปใช้งานจริงสามารถเขียนโปรแกรมง่าย เมื่อนำแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานมาทดลองประยุกต์ใช้กับเอเอฟเอ็มดีอี และทดสอบกับชุดทดสอบมาตรฐานซีดีทีแล้วพบว่า แบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ สามารถช่วยให้อัลกอริทึมหยุดกระบวนการวิวัฒนาการทันทีที่พร็อนท์ที่ไม่ถูกรอบงำลู่เข้าโดยไม่ต้องวิวัฒนาการต่อจนกว่าจะสิ้นสุดการวิวัฒนาการ ณ ยุคที่กำหนดให้ ซึ่งเป็นการประหยัดทรัพยากรในการคำนวณและเวลาซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการวิวัฒนาการของเอเอฟเอ็มดีอีด้วย โดยเฉพาะในกรณีที่ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ต้องการทรัพยากรในการคำนวณสูง และมีการกระจายตัวของคำตอบที่ไม่ถูกรอบงำประมาณได้ใกล้เคียงกับการกระจายแบบยูนิฟอร์มหรือมีการกระจายตัวแบบยูนิฟอร์มในบางฟังก์ชัน แต่ผลการทดสอบพบว่าบางครั้งแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานทำให้อัลกอริทึมหยุดกระบวนการวิวัฒนาการเร็วเกินไปทำให้คำตอบที่ไม่ถูกรอบงำที่ไม่ลู่เข้า หรือบางกรณีลู่เข้าแล้วแต่ยังมีการกระจายตัวของคำตอบยังไม่เป็นยูนิฟอร์ม

แต่อย่างไรก็ตามแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะยังคงต้องการการพัฒนาประสิทธิภาพให้ดีขึ้น และอาจนำองค์ความรู้ที่ได้ไปใช้ในการออกแบบและสร้างแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยรวมสำหรับออปติไมเซอร์แบบหลายวัตถุประสงค์ทุกชนิด

ผู้วิจัยเสนอปัญหาที่พบ แนวทางแก้ไข และข้อเสนอแนะการวิจัยในอนาคต เพื่อพัฒนาแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงาน โดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้นในหัวข้อถัดไป

## 5.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ

เนื่องจากการสร้างประชากรเริ่มต้นสำหรับชุดฟังก์ชันทดสอบทั้งหมดเป็นแบบสุ่ม การดำเนินการวิวัฒนาการของพีชชีดีฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะทุกครั้งจึงมีความได้เปรียบเสียเปรียบด้านสมรรถนะและประสิทธิภาพในการค้นหาของอัลกอริทึม ถ้าการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดครั้งใดมีประชากรตั้งต้นใกล้เคียงกับฟรอนท์พาเรโต จะทำให้ประชากรลู่เข้าและกระจายตัวดีกว่า และมีสถานะเป็นไปตามแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะเร็วกว่าการทดสอบครั้งอื่นที่ประชากรตั้งต้นอยู่ห่างจากฟรอนท์พาเรโต ดังนั้น การสร้างประชากรตั้งต้นควรมีการกระจายทั่วทั้งปริภูมิการค้นหาด้วยวิธีแบ่งตาราง และทดสอบความทนทานของแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะโดยการนำประชากรตั้งต้นกลุ่มเดียวกันทุกครั้งกับทุกฟังก์ชันทดสอบมาตรฐาน

การนำไฮเปอร์โวลุ่มและระยะห่างระหว่างปัจเจกมาเป็นแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงาน เป็นการวัดคุณภาพและสถานะของประชากรในปริภูมิวัตถุประสงค์เท่านั้น การวิจัยในอนาคตควรจะพิจารณาการนำเมตริกซ์สมรรถนะที่วัดคุณภาพตัวแปรตัดสินใจในปริภูมิการค้นหาประยุกต์ใช้กับแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานโดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะเพื่อให้พีชชีดีฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกซ์สมรรถนะ มีประสิทธิภาพสูงขึ้น ทั้งในด้านคุณภาพของฟรอนท์ที่ไม่ถูกครอบงำที่ค้นพบ และการหยุดทำงานในยุคที่เหมาะสมซึ่งจะช่วยประหยัดทรัพยากรทั้งในด้านการคำนวณและเวลา

การประเมินอัตราการเปลี่ยนแปลงทุกสองยุคติดกันอาจเป็นระยะเวลาสั้นเกินไป จึงอาจจะขยายเวลาที่ใช้ในการประเมินอัตราการเปลี่ยนแปลงจากเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงเป็นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ทุก 5 ยุค เพื่อคูนแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงเป็นระยะเวลาที่ยาวนานขึ้น ซึ่งอาจส่งผลให้การวิเคราะห์สถานะของประชากรถูกต้องมากขึ้น



แบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานที่นำเสนอในงานวิจัยชิ้นนี้ ควรจะได้รับการทดสอบการใช้งานจริงกับกับดิวเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์และออฟติไมเซอร์แบบหลายวัตถุประสงค์ชนิดอื่น ๆ เพื่อทดสอบความทนทานของแบบจำลองเกณฑ์การหยุดทำงานเพิ่มเติม และขยายการประยุกต์ใช้งานกับดิวเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ชนิดอื่น ๆ ต่อไป



## เอกสารอ้างอิง

- [1] K. Deb, *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*: Wiley, 2009.
- [2] C. A. C. Coello, G. B. Lamont, and D. A. V. Veldhuizen, *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-objective Problems*, 2 ed.: Springer US, 2007.
- [3] K. V. Price, R. M. Storn, and J. A. Lampinen, *Differential Evolution A Practical Approach to Global Optimization*: Springer, 2005.
- [4] A. Abraham, *Evolutionary Computation*. London: John Wiley and Sons Ltd., 2005.
- [5] H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [6] L. J. Fogel, A. J. Owens, and M. J. Walsh, *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*. New York: John Wiley, 1966.
- [7] I. Rechenberg, "Evolutionsstrategie: optimierung technischer systeme nach prinzipien der biologischen evolution," Fromman-Holzboog, Stuttgart, 1973.
- [8] H. P. Schwefel, "Numerische optimierung von computer-modellen mittels der evolutionsstrategie," Birkhaeuser, Basel, 1977.
- [9] D. Dasgupta, "An overview of artificial immune systems and their applications," *Artificial Immune Systems and Their Applications*, D. Dasgupta, Ed., ed: Springer Berlin Heidelberg, 1999, pp. 3-21.

- [10] K. S. Lee and Z. W. Geem, "A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice," *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, vol. 194, pp. 3902-3933, 2005.
- [11] Z. Kobti, R. G. Reynolds, and T. Kohler, "A multi-agent simulation using cultural algorithms: the effect of culture on the resilience of social systems," in *Evolutionary Computation, 2003. CEC '03. The 2003 Congress on*, 2003, pp. 1988-1995 Vol.3.
- [12] R. Storn and K. Price, "Differential evolution - a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces", March, 1995 [online]. Available: <http://www1.icsi.berkeley.edu/~storn/TR-95-012.pdf>.
- [13] R. Storn, "On the usage of differential evolution for function optimization," *Fuzzy Information Processing Society NAFIPS Biennial Conference of the North American*, 1996, pp. 519-523.
- [14] R. Storn and K. Price, "Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," *Journal of Global Optimization*, vol. 11, pp. 341-359, 1997.
- [15] E. Zitzler, K. Deb, and L. Thiele, "Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results," *Evolutionary Computation*, vol. 8, pp. 173-195, 2000.
- [16] C. A. Balanis, *Antenna Theory: Analysis and Design*: Wiley-Interscience, 2005.
- [17] R. Garg, *Microstrip Antenna Design Handbook*: Artech House, 2001.
- [18] R. Waterhouse, *Microstrip Patch Antennas: A Designer's Guide*, Springer, 2003.

- [19] V. Feoktistiov. (2006). *Differential Evolution: In Search of Solutions*.
- [20] K. P. Wong and Z. Y. Dong, "Differential evolution, an alternative approach to evolutionary algorithm," in *Proc. of Intelligent Systems Application to Power Systems (ISAP)*, 2005, pp. 73-83.
- [21] S. Rahnamayan, "Opposition-based differential evolution," Doctor of Philosophy, Systems Design Engineering, University of Waterloo, Waterloo, Ontario, Canada, 2007.
- [22] A. Nobakhti and H. Wang, "A simple self-adaptive differential evolution algorithm with application on the ALSTOM gasifier," *Apply Soft Computing*, vol. 8, no. 1, pp. 350-370, 2008.
- [23] A. Biwas, S. Das, A. Abraham, and S. Dasgupta, "Design of fractional-order PI $\lambda$ DI $\mu$  controllers with an improved differential evolution," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 22, pp. 343-350, 2009.
- [24] S. Aydin and H. Temeltas, "Fuzzy-differential evolution algorithm for planning time-optimal trajectories of a unicycle mobile robot on a predefined path," *Advanced Robotics*, vol. 18, pp. 725-748, 2004.
- [25] J. Chakraborty, A. Konar, L. C. Jain, and U. K. Chakraborty, "Cooperative multi-robot path planning using differential evolution," *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, vol. 20, pp. 13-27, 2009.
- [26] C. Cheng-Hung, L. Cheng-Jian, and L. Chin-Teng, "Nonlinear system control using adaptive neural fuzzy networks based on a modified differential evolution," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, , vol. 39, pp. 459-473, 2009.

- [27] L. Yung-Chien, H. Kao-Shing, and F. Wang, "Plant scheduling and planning using mixed-integer hybrid differential evolution with multiplier updating," in *Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, vol.1, 2000, pp. 593-600
- [28] M. F. Tasgetiren, P. N. Suganthan, and Q.-K. Pan, "An ensemble of discrete differential evolution algorithms for solving the generalized traveling salesman problem," *Applied Mathematics and Computation* 215, pp. 3356-3368, 2010.
- [29] R. Angira and B. V. Babu, "Optimization of process synthesis and design problems: A modified differential evolution approach," *Chemical Engineering Science*, vol. 61, pp. 4707-4721, 2006.
- [30] B. V. Babu and K. K. N. Sastry, "Estimation of heat transfer parameters in a trickle-bed reactor using differential evolution and orthogonal collocation," *Computers & Chemical Engineering*, vol. 23, pp. 327-339, 1999.
- [31] N. Noman and H. Iba, "Inferring gene regulatory networks using differential evolution with local search heuristics," *IEEE/ACM Trans. on Computational Biology and Bioinformatics*, vol. 4, no. 4, pp. 634-647, 2007.
- [32] R. Xu, G. K. Venayagamoorthy, and D. C. Wunsch II, "Modeling of gene regulatory networks with hybrid differential evolution and particle swarm optimization," *Neural Networks*, vol. 20, pp. 917-927, 2007.
- [33] R. Bitello and H. S. Lopes, "A differential evolution approach for protein folding," *IEEE Symposium on Computational Intelligence and Bioinformatics and Computational Biology*, 2006. 2006, pp. 1-5.

- [34] N. Chauhan, V. Ravi, and D. Karthik Chandra, "Differential evolution trained wavelet neural networks: Application to bankruptcy prediction in banks," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, pp. 7659-7665, 2009.
- [35] G. D. Magoulas, V. P. Plagianakos, and M. N. Vrahatis, "Neural network-based colonoscopic diagnosis using on-line learning and differential evolution," *Applied Soft Computing*, vol. 4, pp. 369-379, 2004.
- [36] A. Qing, "Dynamic differential evolution strategy and applications in electromagnetic inverse scattering problems," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, pp. 116-125, January 2006.
- [37] C. Yikai, Y. Shiwen, and N. Zaiping, "The application of a modified differential evolution strategy to some array pattern synthesis problems," *IEEE Trans on Antennas and Propagation*, vol. 56, pp. 1919-1927, 2008.
- [38] S. K. Goudos and J. N. Sahalos, "Pareto optimal microwave filter design using multiobjective differential evolution," *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, vol. 58, pp. 132-144, 2010.
- [39] S. Das, A. Abraham, and A. Konar, "Automatic clustering using an improved differential evolution algorithm," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, vol. 38, pp. 218-237, 2008.
- [40] V. Aslantas, "An optimal robust digital image watermarking based on SVD using differential evolution algorithm," *Optics Communications*, vol. 282, pp. 769-777, 2009.
- [41] U. K. Chakraborty, *Advances in DE*: Springer, 2008.

- [42] R. Mallipeddi and P. N. Suganthan, "Differential evolution algorithm with ensemble of populations for global numerical optimization," *OPSEARCH*, vol. 46, pp. 184-213, 2009.
- [43] H.-Y. Fan and J. Lampinen, "A trigonometric mutation operation to differential evolution," *Journal of Global Optimization*, vol. 27, pp. 105-129, 2003.
- [44] S. Das, A. Abraham, U. K. Chakraborty, and A. Konar, "Differential evolution using a neighborhood-based mutation operator," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 13, pp. 526-553, 2009.
- [45] G. C. Onwubolu and B. V. Babu, *New Optimization Techniques in Engineering*, 1 Ed. vol. 141: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004.
- [46] W. F. Leong, "Multiobjective Particle Swarm Optimization: Integration of Dynamic Population and Multiple-Swarm Concepts and Constraint Handling," Doctor of Philosophy, School of Electrical and Computer Engineering, Oklahoma State University, 2008.
- [47] H. A. Abbass, R. Sarker, and C. Newton, "PDE: a Pareto-frontier differential evolution approach for multi-objective optimization problems," in *Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2001, pp. 971-978 vol. 2.
- [48] H. A. Abbass, "The self-adaptive Pareto differential evolution algorithm," in *Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2002, pp. 831-836.
- [49] F. Xue, A. C. Sanderson, and R. J. Graves, "Pareto-based multi-objective differential evolution," in *Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2003, pp. 862-869, vol. 2.

- [50] F. Xue, A. C. Sanderson, and R. J. Graves, "Multi-objective differential evolution and its application to enterprise planning," in *Procs of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2003, pp. 3535-3541 vol.3.
- [51] S. Kukkonen and J. Lampinen, "GDE3: The third evolution step of generalized differential evolution," in *Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2005.
- [52] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 6, pp. 182-197, 2002.
- [53] S. Kukkonen and J. Lampinen, "An empirical study of control parameters for the third version of generalized differential evolution (GDE3)," *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2006, pp. 2002-2009.
- [54] S. Kukkonen and J. Lampinen, "Performance assessment of generalized differential evolution 3 (GDE3) with a given set of problems," *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2007, pp. 3596-3600.
- [55] S. Kukkonen, S. R. Jangam, and N. Chakraborti, "Solving the molecular sequence alignment problem with generalized differential evolution 3 (GDE3)," in *Procs. of IEEE Symposium on Computational Intelligence in Multicriteria Decision Making (CMDM)*, 2007, pp. 302-309 .
- [56] T. Robic and B. Fillipic, "DEMO: Differential evolution for multiobjective optimization," in *Procs of the Third International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization-EMO*, 2005, pp. 520-533.



- [57] A. W. Iorio and X. Li, "Solving rotated multi-objective optimization problems using differential evolution," in *AI 2004: Advances in Artificial Intelligence*: vol. 3339, G. I. Webb and X. Yu, Eds., ed Heidelberg: Springer, 2004, pp. 861-872.
- [58] Z. Qingfu and L. Hui, "MOEA/D: A Multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 11, pp. 712-731, 2007.
- [59] V. L. Huang, A. K. Qin, P. N. Suganthan, and M. F. Tasgetiren, "Multi-objective optimization based on self-adaptive differential evolution algorithm," in *Procs. of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2007, pp. 3601-3608.
- [60] A. K. Qin, V. L. Huang, and P. N. Suganthan, "Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 13, pp. 398-417, April 2009.
- [61] V. L. Huang, S. Z. Zhao, R. Mallipeddi, and P. N. Suganthan, "Multi-objective optimization using self-adaptive differential evolution algorithm," in *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation 2009*, pp. 190-194.
- [62] A. Zamuda, J. Brest, B. Boskovic, and V. Zumer, "Differential evolution for multiobjective optimization with self-adaptation," in *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2007, pp. 3617-3624.
- [63] J. Zhang and A. C. Sanderson, "Self-adaptive multi-objective differential evolution with direction information provided by archived inferior solutions," in *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2008, pp. 2801-2810.

- [64] D. Ning and W. Yuping, "Multiobjective differential evolution based on opposite operation," in *International Conference on Computational Intelligence and Security*, 2009, pp. 123-127.
- [65] S. Rahnamayan, H. R. Tizhoosh, and M. M. A. Salama, "Opposition-based differential evolution," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 12, pp. 64-79, February 2008.
- [66] J. Bader and E. Zitzler, "Hype: An algorithm for fast hypervolume-based many-objective optimization," *Evol. Comput.*, vol. 19, pp. 45-76, 2011.
- [67] E. Zitzler and S. Künzli, "Indicator-based selection in multiobjective search," in *Parallel Problem Solving from Nature - PPSN VIII*. vol. 3242, X. Yao, E. Burke, J. Lozano, J. Smith, J. Merelo-Guervós, J. Bullinaria, J. Rowe, P. Tiño, A. Kabán, and H.-P. Schwefel, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2004, pp. 832-842.
- [68] N. Beume, B. Naujoks, and M. Emmerich, "SMS-EMOA: Multiobjective selection based on dominated hypervolume," *European Journal of Operational Research*, vol. 181, pp. 1653-1669, 2007.
- [69] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele, "SPEA2: improving the strength Pareto evolutionary algorithm," Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, Germany 2001.
- [70] H. Li and Q. Zhang, "Multiobjective optimization problems with complicated Pareto sets, MOEA/D and NSGA-II," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 13, pp. 284-302, April 2009.

- [71] R. Joshi and A. C. Sanderson, "Minimal representation multisensor fusion using differential evolution," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, vol. 29, pp. 63-76, 1999.
- [72] Y. Wang, Z. Cai, and Q. Zhang, "Differential evolution with composite trial vector generation strategies and control parameters," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 15, pp. 55-66, February 2011.
- [73] D. Zaharie, "Influence of crossover on the behavior of differential evolution algorithms," *Appl. Soft Comput.*, vol. 9, pp. 1126-1138, 2009.
- [74] K. Deb and S. Jain, "Running performance metrics for evolutionary multi-objective optimization," *KanGal Technical Report No. 2002004*, 2002.
- [75] D. V. Veldhuizen, "Multiobjective evolutionary algorithms: classifications, analyses, and new innovations," PhD Thesis, Department of Electrical and Computer Engineering, Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, Ohio, 1999.
- [76] A. Auger, J. Bader, D. Brockhoff, and E. Zitzler, "Theory of the hypervolume indicator: optimal  $\mu$ -distributions and the choice of the reference point," in *Proc. of ACM SIGEVO Workshop on Foundations of Genetic Algorithms*, Orlando, FL, 2009, pp. 87-102.
- [77] W. Rui, R. C. Purshouse, and P. J. Fleming, "Preference-inspired coevolutionary algorithms for many-objective optimization," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 17, pp. 474-494, 2013.

- [78] J. R. Schott, "Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization," MS Department of Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge Massachusetts, 1995.
- [79] K. Deb, L. Thiele, M. Laumanns, and E. Zitzler, "Scalable multi-objective optimization test problems," *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation*, 2002, pp. 825-830.
- [80] S. Huband, P. Hingston, L. Barone, and L. While, "A review of multiobjective test problems and a scalable test problem toolkit," *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, vol. 10, pp. 477-506, 2006.
- [81] C. A. C. Coello and N. C. Cortés, "Solving multiobjective optimization problems using an artificial immune system," *Genetic Programming and Evolvable Machines*, vol. 6, pp. 163-190, 2005.
- [82] J. J. Durillo and A. J. Nebro, "jMetal: A Java framework for multi-objective optimization," *Advances in Engineering Software*, vol. 42, pp. 760-771, 2011.
- [83] J. Brest, S. Greiner, B. Boskovic, M. Mernik, and V. Zumer, "Self-adapting control parameters in differential evolution: A comparative study on numerical benchmark problems," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 10, pp. 646-657, 2006.
- [84] R. Mallipeddi and P. N. Suganthan, "Ensemble differential evolution algorithm for CEC2011 problems," in *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2011, pp. 1557-1564.

- [85] Z. Jingqiao and A. C. Sanderson, "JADE: adaptive differential evolution with optional external archive," *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, vol. 13, pp. 945-958, 2009.
- [95] C. Jariyatantiwait, and G.G. Yen, "Multiobjective differential evolution based on fuzzy performance feedback," *International Journal of Swarm Intelligence Research (IJSIR)*, vol. 5, pp. 45-64, 2015.
- [96] C. Jariyatantiwait and G. Yen, "5 by 5 Microstrip Antenna Array Design by Multiobjective Differential Evolution based on Fuzzy Performance Feedback," *International Journal of Swarm Intelligence Research*, Volume 7 Issue 4, pp. 1-22, October 2016.
- [97] K. Zielinski, D. Peters, and R. Laur, "Run time analysis regarding stopping criteria for differential evolution and particle swarm optimization," *Proceedings of the 1st International Conference on Experiments Process System Modelling, Simulation and Optimization*, 2005.
- [98] K. Zielinski and R. Laur, "Stopping Criteria for Differential Evolution in Constrained Single-Objective Optimization," Chakraborty U.K. (eds) *Advances in Differential Evolution, Studies in Computational Intelligence*, vol. 143. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 111-138, 2008.
- [99] Mahmud Iwan, R. Akmeliawati, Tarig Faisal, M.A. Hayder, and A. Al-Assadi, "Performance Comparison of Differential Evolution and Particle Swarm Optimization in Constrained Optimization," *Procedia Engineering*, vol. 41, 2012, pp. 1323-1328, ISSN 1877-7058, <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.07.317>.

- [100] R. B. Kearfott and G. W. Walster, "On stopping criteria in verified nonlinear systems or optimization algorithms," *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)* Vol. 26, Issue 3, p.p. 373-389, September 2000,
- [101] K. Zielinski, P. Weitkemper, R. Laur, K.-D. Kammeyer, K. Zielinski, and R. Laurj, "Examination of Stopping Criteria for Differential Evolution based on a Power Allocation Problem," *10th International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment*, Brasov, Romania, May, 2006
- [102] L. Marti, J. Garcia, A. Berlanga and J. M. Molina, "An approach to stopping criteria for multi-objective optimization evolutionary algorithms: The MGBM criterion," *IEEE Congress on Evolutionary Computation (2009)*, Trondheim, 2009, pp. 1263-1270. doi: 10.1109/CEC.2009.4983090
- [103] José L. Guerrero, Luis Martí, Antonio Berlanga, Jesús García, and José M. Molina, "Introducing a Robust and Efficient Stopping Criterion for Multiobjective Optimization Algorithm," *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2010)*, Barcelona, Spain, 18-23 July 2010, pp. 4314-4321
- [104] F. V. Fernández, J. Esteban-Muller, E. Roca and R. Castro-López, "Stopping criteria in evolutionary algorithms for multi-objective performance optimization of integrated inductors," *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Barcelona, 2010, pp. 1-8.
- [105] A. Ochoa-Robles, C. Azzaro-Pantel and S. Domenech, Differential Evolution for Multiobjective Optimization of Process Design Problems, *Proceedings of the 3rd International Conference on Operations Research and Enterprise Systems - Volume 1: ICORES*, 2014, ISBN 978-989-758-017-8, pp. 226-232. DOI: 10.5220/0004833102260232.

- [106] Md Shahriar Mahbub, Tobias Wagner and Luigi Crema, "Improving Robustness of Stopping Multi-objective Evolutionary Algorithms by Simultaneously Monitoring Objective and Decision Space," *Proceedings of the 2015 Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, Madrid, Spain, July 11 - 15, 2015, pp. 711-718.
- [107] Luis Martí, Jesús García, Antonio Berlanga, José M. Molina, "A stopping criterion for multi-objective optimization evolutionary algorithms," *Information Sciences*, Vol. 367-368, pp, 700-718, 2016, ISSN 0020-0255, <https://doi.org/10.1016/j.ins.2016.07.025>.
- [108] J. Liang *et al.*, "An efficient antenna placement method for MIMO radar under the situation of multiple interference regions," *2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion)*, Xi'an, 2017, pp. 1-5.
- [109] A. L. Castro *et al.*, "A new criteria for convergence of multistage deterministic dynamic programming applied to multiobjective functions: A Brazilian hydro-thermal dispatch case," *2017 IEEE Manchester PowerTech*, Manchester, 2017, pp. 1-6.
- [110] Yanfeng Liu, Aimin Zhou and Hu Zhang, Termination Detection Strategies in Evolutionary Algorithms: A Survey, *GECCO '18: Genetic and Evolutionary Computation Conference*, Tokyo, Japan, 2018, DOI: 10.1145/3205455.3205466.
- [111] Iyad Abu Doush, Mohammad Qasem Bataineh and Mohammed El-Abd, "On Different Stopping Criteria for Multi-objective Harmony Search Algorithms," *Proceedings of the 2019 3rd International Conference on Intelligent Systems, Metaheuristics & Swarm Intelligence*, pp. 30-34, Male, Maldives, March 23 - 24, 2019

- [112] W.A. de Oliveira, M.A. Rojas-Medar, A. Beato-Moreno, and M.B. Hernandez-Jimenez, “Necessary and sufficient conditions for achieving global optimal solutions in multiobjective quadratic fractional optimization problems,” *Journal of Global Optimization*, June 2019, Vol. 74, Issue 2, pp 233–253, <https://doi.org/10.1007/s10898-019-00766-1>





## ประวัติย่อผู้วิจัย

### หัวหน้าโครงการวิจัย

- ชื่อ - นามสกุล (ภาษาไทย) นางฉัตรแก้ว จรรย์ตันติเวทย์  
ชื่อ - นามสกุล (ภาษาอังกฤษ) Mrs. Chatkaew Jariyatantiwait, Ph.D.
- ตำแหน่งปัจจุบัน
  - ตำแหน่งบริหาร -
  - ตำแหน่งทางวิชาการ อาจารย์
- หน่วยงานและสถานที่ติดต่อได้สะดวก พร้อมหมายเลขโทรศัพท์ โทรสาร และไปรษณีย์อิเล็กทรอนิกส์ (e-mail)
  - หน่วยงาน สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคม  
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร
  - ที่อยู่และหมายเลขโทรศัพท์ 1381 ถ.ประชาราษฎร์ 1 แขวงวงศ์สว่าง เขตบางซื่อ  
กรุงเทพฯ 10800 โทร. 028363000 ต่อ 4161
  - ไปรษณีย์อิเล็กทรอนิกส์ [chatkaew.s@mutp.ac.th](mailto:chatkaew.s@mutp.ac.th)
- ประวัติการศึกษา
  - ปริญญาเอก Doctor of Philosophy (Electrical Engineering)  
Oklahoma State University, USA พ.ศ.2558
  - ปริญญาโท วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)  
มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ พ.ศ.2545
  - ปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)  
มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ พ.ศ. 2540

5. สาขาวิชาการที่มีความชำนาญพิเศษ (แตกต่างจากวุฒิการศึกษา)
- Computational Intelligence, Evolutionary Computation
6. ประสบการณ์ที่เกี่ยวข้องกับการบริหารงานวิจัยทั้งภายในและภายนอกประเทศ โดยระบุสถานภาพในการทำการวิจัยว่าเป็นผู้อำนวยการแผนงานวิจัย หัวหน้าโครงการวิจัย หรือผู้ร่วมวิจัยในแต่ละผลงานวิจัย
- 6.1 ผู้อำนวยการแผนงานวิจัย : -
- 6.2 หัวหน้าโครงการวิจัย :
- การศึกษาวิจัยตลาดแรงงาน (Target Market) ของคณะวิศวกรรมศาสตร์กับการก้าวเข้าสู่อุตสาหกรรม 4.0 เพื่อความยั่งยืน
  - การศึกษาแนวดำเนินการหลักในการจัดการศึกษาของคณะวิศวกรรมศาสตร์ที่บูรณาการการเรียนรู้กับการทำงานสำหรับการผลิตบัณฑิตมืออาชีพ
  - แบบจำลองของเกณฑ์การหยุดทำงานของพีซีดีพีเฟอเรนเชียลโวลลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ
- 6.3 ผู้ร่วมวิจัย : -
- 6.4 งานวิจัยที่ทำเสร็จแล้ว :
- 1) “ การศึกษาวิจัยตลาดแรงงาน (Target Market) ของ คณะวิศวกรรมศาสตร์กับการก้าวเข้าสู่อุตสาหกรรม 4.0 เพื่อความยั่งยืน ”  
โครงการวิจัยสถาบัน คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร ปีงบประมาณ 2559
  - 2) “ การศึกษาแนวดำเนินการหลักในการจัดการศึกษาของคณะวิศวกรรมศาสตร์ ที่บูรณาการการเรียนรู้กับการทำงานสำหรับการผลิตบัณฑิตมืออาชีพ ” โครงการวิจัยสถาบัน คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร ปีงบประมาณ 2559

- 3) “การพัฒนาแบบจำลองไฟไนต์เอลิเมนต์สำหรับการกำเนิดคลื่นแมกนีโตอะคูสติกเพื่อการสร้างภาพตัดขวางแบบไม่ทำลาย” โครงการวิจัยงบประมาณรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร ปีงบประมาณ 2561
- 4) “แบบจำลองของเกณฑ์การหยุดทำงานของพีซซีดีเฟอเรนเชียลอิโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ” โครงการวิจัยงบประมาณรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร ปีงบประมาณ 2562



## ผู้ร่วมโครงการวิจัย

- ชื่อ - นามสกุล (ภาษาไทย)      เรืออากาศตรี ดร. พลกฤษณ์ จริยตันติเวทย์  
ชื่อ - นามสกุล (ภาษาอังกฤษ)      Plt.Off. Ponlakit Jariyatantiwait, Ph.D.
- ตำแหน่งปัจจุบัน
  - ตำแหน่งบริหาร                      รองคณบดีฝ่ายวิชาการและวิจัย
  - ตำแหน่งทางวิชาการ              อาจารย์
- หน่วยงานและสถานที่ติดต่อได้สะดวก พร้อมหมายเลขโทรศัพท์ โทรสาร และไปรษณีย์อิเล็กทรอนิกส์ (e-mail)
  - หน่วยงาน      คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร
  - ที่อยู่และหมายเลขโทรศัพท์      1381 ถ.ประชาราษฎร์ 1 แขวงวงศ์สว่าง เขตบางซื่อ  
กรุงเทพฯ 10800 โทร. 028363000 ต่อ 4161
  - ไปรษณีย์อิเล็กทรอนิกส์      [ponlakit.j@mutp.ac.th](mailto:ponlakit.j@mutp.ac.th)
- ประวัติการศึกษา
  - ปริญญาเอก                              Doctor of Philosophy (Electrical Engineering)  
Oklahoma State University, USA พ.ศ.2558
  - ปริญญาโท                                วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี พ.ศ.2543
  - ปริญญาตรี                                วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมโทรคมนาคม)  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
พ.ศ. 2541

5. สาขาวิชาการที่มีความชำนาญพิเศษ (แตกต่างจากวุฒิการศึกษา)
- วิศวกรรมสายอากาศ และวิศวกรรมแม่เหล็กไฟฟ้า
  - ระเบียบวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์สำหรับคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า
6. ประสบการณ์ที่เกี่ยวข้องกับการบริหารงานวิจัยทั้งภายในและภายนอกประเทศ โดยระบุสถานภาพในการทำการวิจัยว่าเป็นผู้อำนวยการแผนงานวิจัย หัวหน้าโครงการวิจัย หรือผู้ร่วมวิจัยในแต่ละผลงานวิจัย
- 6.1 ผู้อำนวยการแผนงานวิจัย : -
- 6.2 หัวหน้าโครงการวิจัย : “การพัฒนาแบบจำลองไฟไนต์เอลิเมนต์สำหรับการกำเนิดคลื่นแม่เหล็กนี้โตอะคูสติกเพื่อการสร้างภาพตัดขวางแบบไม่ทำลาย” โครงการวิจัยงบประมาณรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร ปีงบประมาณ 2561
- 6.3 ผู้ร่วมวิจัย : -
- 6.4 งานวิจัยที่ทำเสร็จแล้ว :
- 1) “การพัฒนาแบบจำลองไฟไนต์เอลิเมนต์สำหรับการกำเนิดคลื่นแม่เหล็กนี้โตอะคูสติกเพื่อการสร้างภาพตัดขวางแบบไม่ทำลาย” โครงการวิจัยงบประมาณรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร ปีงบประมาณ 2561
  - 2) “แบบจำลองของเกณฑ์การหยุดทำงานของฟิวส์ดีพีเฟอเรนเชียลอีโวลูชันแบบหลายวัตถุประสงค์ โดยการป้อนกลับเมตริกสมรรถนะ” โครงการวิจัยงบประมาณรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร ปีงบประมาณ 2562