

การศึกษาเปรียบเทียบวิธีการเมตาฮิวริสติก สำหรับปัญหาที่มีเงื่อนไข ข้อจำกัดทางทรัพยากร Comparison of Metaheuristic Methods for Solving Constrained Problems

ศุภลักษณ์ ใจเรือง¹ ชัชพล เกษวิริยะกิจ² ลักขณา ฤกษ์เกษม^{3*} และ ภาสุระ อังกุลานนท์⁴

Supalux Jairueng¹ Chatchaphon Ketviriyakit² Lakkana Ruekksaem^{3*} and Pasura Aungkulanon⁴

¹คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏพระนคร กรุงเทพฯ ประเทศไทย

²คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรดิตถ์ จ.อุดรดิตถ์ ประเทศไทย

³สาขาวิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ จ.ปทุมธานี ประเทศไทย

⁴ภาควิชาวิศวกรรมขนถ่ายวัสดุและโลจิสติกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ กรุงเทพฯ ประเทศไทย

¹Faculty of Industrial Technology, Phranakhon Rajabhat University, Bangkok, Thailand

²Faculty of Industrial Technology, Uttaradit Rajabhat University, Uttaradit, Thailand

^{3*}Department of Mathematics and Statistics, Faculty of Science and Technology,
Thammasat University, Pathum Thani, Thailand

⁴Department of Materials Handling and Logistics Engineering, Faculty of Engineering,

King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Bangkok, Thailand

วันที่ส่งบทความ : 16 มิถุนายน 2567 วันที่แก้ไขบทความ : 6 กันยายน 2567 วันที่ตอบรับบทความ : 6 กันยายน 2567

Received: 16 June 2024, Revised: 6 September 2024, Accepted: 6 September 2024

บทคัดย่อ

วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดและวิธีเมตาฮิวริสติก นับเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาทางวิศวกรรมที่ไม่มีข้อจำกัดและมีข้อจำกัดทางทรัพยากร วิธีเมตาฮิวริสติกเป็นกระบวนการค้นหาแบบวนซ้ำ ซึ่งดำเนินการสำรวจและใช้ประโยชน์จากคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมดอย่างมีประสิทธิภาพ โดยวิธีเมตาฮิวริสติกจะค้นหาคำตอบที่ใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุดอย่างมีประสิทธิภาพและประสิทธิภาพ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินและทดสอบประสิทธิภาพของวิธีเมตาฮิวริสติก 3 วิธีการ ได้แก่ วิธีผสมเกสรของดอกไม้ วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์ และวิธีไรเดอร์ ในการแก้ปัญหาที่มีเงื่อนไขและไม่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร การประเมินประสิทธิภาพของวิธีการต่าง ๆ ประกอบด้วย ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน เวลาในการประมวลผล และค่าอัตราส่วนเอสต่อเอ็น ผลจากการทดลองพบว่า วิธีไรเดอร์มีความสามารถที่ดีกว่าวิธีการเมตาฮิวริสติกทั้งสองวิธีอย่างชัดเจน ในด้านของความแม่นยำและคุณภาพของผลลัพธ์ รวมไปถึงการใช้จำนวนการค้นหาคำตอบที่น้อยกว่าในการนำไปสู่การผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ในงานวิจัยฉบับนี้ วิธีไรเดอร์สามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ดีกว่าแต่ให้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่สูงกว่า นอกจากนั้นวิธีไรเดอร์ยังเป็นวิธีที่ง่ายต่อ

*ที่อยู่ติดต่อ E-mail address: lakkana@mathstat.sci.tu.ac.th

<https://doi.org/10.55003/scikmitl.2024.263709>

การนำไปประยุกต์ใช้และไม่ต้องการการปรับค่าพารามิเตอร์ของวิธีการ เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีผสมเกสรของดอกไม้และวิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์ที่ต้องมีการปรับค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสม

คำสำคัญ : วิธีเมตาฮิวริสติก วิธีผสมเกสรของดอกไม้ วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์ วิธีไรเดอร์

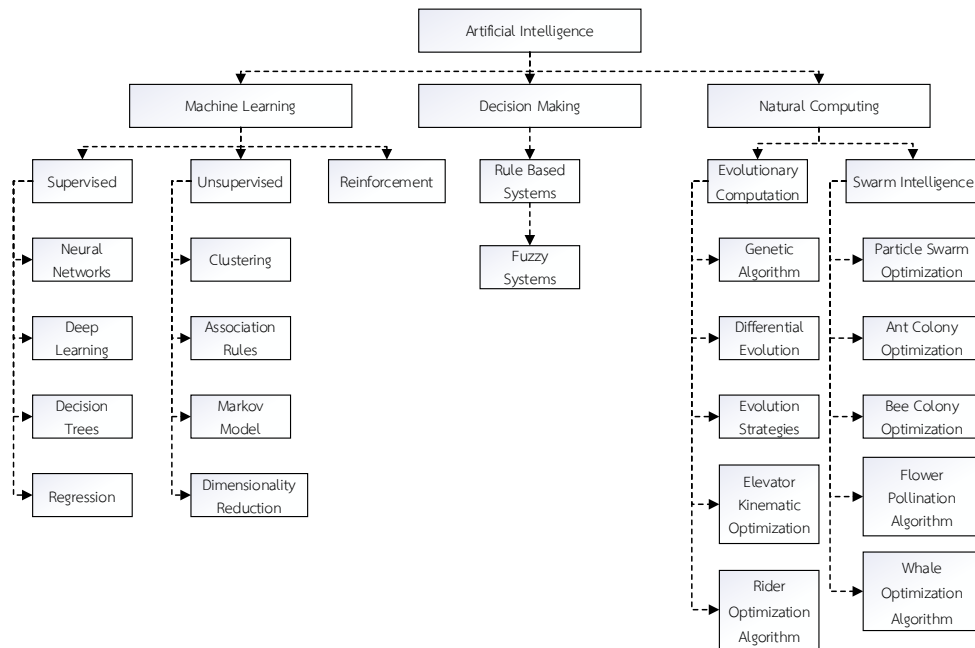
Abstract

Optimization algorithms and metaheuristic algorithms are effective techniques for solving unconstrained and constrained engineering problems. Metaheuristic algorithms are iterative search processes that efficiently explore the solution space. These methods effectively and efficiently search for solutions that are close to the optimal solution. The purpose of this research is to examine the efficiency of three algorithms: Flower Pollination Algorithm (FPA), Elevator Kinematic Optimization (EKO), and Rider Optimization Algorithm (ROA) in solving unconstrained and constrained problems. To compare the efficiency of these algorithms, we use the average, standard deviation, processing time, and signal-to-noise ratio. The experimental results demonstrate that ROA significantly outperforms the other two metaheuristic methods in terms of precision and quality of results, as well as requiring fewer searches to achieve the best solution. In this paper, the ROA can find better optimal solutions, but it gives higher standard deviation values. Additionally, ROA is easier to apply and does not require parameter tuning, while the FPA and EKO methods need parameter tuning for optimal performance.

Keywords: Metaheuristic algorithm, Flower pollination algorithm, Elevator kinematic optimization, Rider optimization algorithm

1. บทนำ

ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่ต้องการพัฒนาเครื่องจักรกล หรือการออกแบบการทำงานของโปรแกรมต่าง ๆ เช่น เครื่องคอมพิวเตอร์ หรือหุ่นยนต์ ให้มีความสามารถทางด้านความคิด การตัดสินใจ การพัฒนาคำตอบด้วยตนเอง และเลียนแบบพฤติกรรมที่คล้ายกับมนุษย์มากที่สุด เพื่อการแก้ปัญหาหรือหาเหตุผลจากข้อมูล การนำข้อมูลหรือองค์ความรู้ที่มีอยู่แล้วนำมาวิเคราะห์ และแปลความหมายให้ได้ผลสรุปหรือผลลัพธ์ที่ถูกต้องมากขึ้น [1] จากรูปที่ 1 แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างปัญญาประดิษฐ์ (AI) และการคำนวณธรรมชาติ (Natural computing) แผนภาพแบ่ง AI ออกเป็นสามสาขาหลัก ได้แก่ การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) การตัดสินใจ (Decision making) และกลุ่มของการคำนวณธรรมชาติ



รูปที่ 1. วิธีการต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับปัญญาประดิษฐ์

เมื่อปี ค.ศ. 2023 Kaveh และ Mesgari [2] ได้กล่าวว่า กลุ่มของการคำนวณเป็นสาขาของ AI ที่เกี่ยวข้องกับการสร้างอัลกอริทึมจากแนวคิดและแรงบันดาลใจจากธรรมชาติในการพัฒนาเทคนิคการแก้ปัญหาแบบใหม่ โดยการใช้คอมพิวเตอร์สังเคราะห์ปรากฏการณ์ทางธรรมชาติการคำนวณธรรมชาติหรือเรียกว่า วิธีเมตาฮิวริสติก (Metaheuristic method) สามารถแบ่งออกเป็นสองกลุ่มใหญ่ ๆ อันประกอบด้วย 1) กลุ่มของการคำนวณเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary computation) ยกตัวอย่างเช่น ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) [3] และ วิธีวิวัฒนาการโดยใช้ผลต่าง (Differential Evolution: DE) [4] และ 2) กลุ่มการคำนวณทางคอมพิวเตอร์ที่ได้รับแรงบันดาลใจจากชีวภาพ (Bio-inspired computation) หรือเรียกว่า ความฉลาดแบบกลุ่ม (Swarm intelligence) ประกอบด้วยวิธีกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO) [5] และ วิธีระบบอาณานิคมมด (Ant Colony Optimization: ACO) [6] เป็นต้น

วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization methods) จึงมีบทบาทสำคัญในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมสำหรับปัญหาที่มีปัจจัย และตัวแปรที่มีความซับซ้อน นักวิจัยหลายท่านได้เสนอแนวคิดการแก้ไขปัญหามetasuristic (Heuristic algorithms) ซึ่งเดิมถูกนำมาใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะเรื่อง แต่ต่อมาได้รับการพัฒนาเป็นวิธีการแก้ไขปัญหามetasuristicที่มีความไม่จำเพาะเจาะจงกับปัญหา ทำให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับปัญหาต่าง ๆ ได้กว้างขวางขึ้น โดยแนวคิดวิธีเมตาฮิวริสติกในปัจจุบันมักได้รับแรงบันดาลใจจากธรรมชาติรอบตัว มีพื้นฐานมาจากวิชาฟิสิกส์ ชีววิทยา และสังคมศาสตร์ ในปี ค.ศ. 2008 Hansen และคณะ [7] ได้รวบรวมงานวิจัยและการศึกษาเกี่ยวกับวิธีเมตาฮิวริสติก ในรอบ 10 ปีที่ผ่านมา มี

วิธีการหลากหลายรูปแบบถูกพัฒนาขึ้นเพื่อตอบสนองต่อระบบปัญหาและระบบการจัดการต่าง ๆ โดยใช้คุณลักษณะที่เกิดจากทฤษฎีมาทำการแก้ไข สรุปได้ดังนี้

1. ความเรียบง่ายและความเข้าใจได้ง่าย (Simplicity) วิธีเมตาฮิวริสติกที่ดีควรอยู่บนหลักการที่เข้าใจได้โดยง่าย และเปิดกว้างต่อการประยุกต์ใช้ในปัญหาต่าง ๆ
2. ความสอดคล้องกับหลักการ (Coherence) โดยแต่ละขั้นตอนของวิธีเมตาฮิวริสติกควรดำเนินการตามทฤษฎีพื้นฐานของวิธีเมตาฮิวริสติกนั้น ๆ
3. ประสิทธิภาพ (Efficiency) วิธีเมตาฮิวริสติกที่ดีต้องสามารถจัดหาคำตอบที่มีค่าใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุด ครอบคลุมตัวแปรทั้งหมดของปัญหา และสามารถแก้ไขปัญหานั้นได้หลากหลาย
4. ประสิทธิภาพ (Effectiveness) วิธีเมตาฮิวริสติกต้องจัดหาคำตอบที่ดีและใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุด ในระยะเวลาที่เหมาะสม
5. ความแข็งแกร่ง (Robustness) นอกจากประสิทธิภาพและประสิทธิผลแล้ว วิธีเมตาฮิวริสติกที่ดีต้องให้คำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาในทุกกรณีที่เกิดขึ้น เช่น ไม่ปรับค่าบางอย่างแล้วให้คำตอบที่ด้อยลง เป็นต้น

ในบทความวิจัยฉบับนี้ คณะผู้วิจัยจึงได้นำเสนอวิธีเมตาฮิวริสติก ประกอบด้วย วิธีผสมเกสรของดอกไม้ (Flower Pollination Algorithm: FPA) [8] วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟต์ (Elevator Kinematic Optimization: EKO) [9] และวิธีการไรเดอร์ (Rider Optimization Algorithm: ROA) [10] ทั้ง 3 วิธี เป็นวิธีการใหม่ ซึ่งได้รับความนิยมในการนำมาแก้ไขปัญหามานานในการพัฒนาคำตอบ ซึ่งปัจจุบันมีนักวิจัยหลากหลายท่านนำมาใช้ในการแก้ปัญหามาก แต่ทั้ง 3 วิธีที่เลือกมานี้ยังไม่มียกย่องว่าท่านใดนำมาเปรียบเทียบกับสมรรถนะกัน ในปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร ในบทความวิจัยฉบับนี้ จากที่กล่าวมาการเปรียบเทียบจะทำการเปรียบเทียบ สมรรถนะผ่านสมการทางคณิตศาสตร์หลาย ๆ ประการซึ่งประกอบไปด้วยสิ่งรบกวน ซึ่งเปรียบเสมือนเป็นตัวแทนของปัญหาต่าง ๆ ในปัจจุบัน พร้อมทั้งทดสอบสมรรถนะผ่านปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรมเพื่อเปรียบเทียบข้อดีข้อเสียของแต่ละวิธีในการพัฒนาและหาคำตอบ

2. วิธีการทางเมตาฮิวริสติก

วิธีเมตาฮิวริสติก เป็นวิธีการประมาณหาคำตอบที่เหมาะสมซึ่งประสบความสำเร็จอย่างสูงในการค้นหาคำตอบในปัจจุบัน นอกจากนี้ยังมีความรวดเร็วในการประมวลผลสำหรับปัญหาที่มีความซับซ้อน โดยวิธีการเหล่านี้มักถูกนำมาใช้ในการหาคำตอบภายใต้การสุ่มค่าเริ่มต้น (Random number) เพื่อให้เกิดการค้นหาคำตอบและพัฒนาโดยการวิเคราะห์พื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้ (Feasible solution area) ให้กว้างที่สุดภายใต้เงื่อนไขปัจจุบัน ผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีเหล่านี้อาจไม่ใช่คำตอบที่เหมาะสมที่สุด แต่จะเป็นกลุ่มของคำตอบที่ใกล้เคียงคำตอบที่ดีที่สุด โดยกระบวนการทำงานจะดำเนินการวนซ้ำ และหยุดทำงานเมื่อถึงเงื่อนไขหรือพารามิเตอร์ที่กำหนดไว้ ซึ่งแต่ละวิธีมีรูปแบบในการค้นหาคำตอบที่แตกต่างกันออกไปเป็นลักษณะเฉพาะตัว [11] ทำให้คำตอบที่ได้แตกต่างจากวิธีการหาคำตอบแบบแม่นยำ (Exact methods) อันได้แก่ วิธีซิมเพล็กซ์ (Simplex method) วิธีซิมเพล็กซ์ปรับปรุง (Modified simplex method) และวิธีแตกกิ่งและกำหนดขอบเขต (Branch and bound method) เป็นต้น เมตาฮิวริสติกที่เป็นที่นิยมและแพร่หลายมีหลากหลายวิธี อาทิ วิธีหาคำตอบแบบจำลองการอบอ่อน (Simulated Annealing: SA) [12]

วิธีค้นหาแบบทาบูลี่ (Tabu Search: TS) วิธีการโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network: NN) วิธีเชิงพันธุกรรม [13] วิธีระบบอณานิคมมด วิธีวิวัฒนาการโดยใช้ผลต่าง [14] วิธีกลุ่มอนุภาค วิธีผสมเกสรของดอกไม้ วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์ วิธีการไรเตอร์ และวิธีการอื่น ๆ อีกมากมาย ซึ่งสามารถแก้ไขปัญหาต่างๆทางด้านวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมในหลากหลายด้าน ยกตัวอย่างเช่น ปัญหาการวางแผนการผลิต ปัญหาการจัดเส้นทางรถยนต์ และปัญหาการออกแบบทางวิศวกรรม เป็นต้น

2.1 วิธีการผสมเกสรดอกไม้

ในปี ค.ศ.2014 Yang [14] ได้ศึกษากระบวนการผสมเกสรดอกไม้ในธรรมชาติและการเลียนแบบการหาคำตอบที่เหมาะสมกับฟังก์ชันเป้าหมาย โดยแบ่งกระบวนการผสมเกสรออกเป็น การผสมเกสรดอกไม้ในต้นเดียวกัน (Self-Pollination) คือ การผสมเกสรภายในดอกเดียวกัน (Autogamy) หรือผสมเกสรคนละดอกแต่อยู่ภายในต้นเดียวกัน (Geitonogamy) และการผสมเกสรดอกไม้ข้ามต้นกัน (Cross-Pollination) คือ การผสมเกสรข้ามดอกไม้โดยอาศัยตัวนำเกสร (Pollinator) เพื่อไปสู่การผสมอีกดอกหนึ่ง ซึ่งตัวนำเกสรอาจจะเป็นสิ่งมีชีวิต (Biotic pollination) เช่น แมลง นก ผีเสื้อ หรือสิ่งไม่มีชีวิต (Abiotic pollination) เช่น ลมและน้ำ เป็นต้น อย่างไรก็ตามหากดอกไม้ที่อยู่คนละต้นอยู่บริเวณใกล้เคียงกันก็อาจจะไม่จำเป็นต้องมีตัวนำเกสรก็ได้ เรียกว่าการผสมเกสรเฉพาะที่ (Local pollination) และเรียกการผสมเกสรดอกไม้แบบต้องอาศัยตัวนำว่า การผสมเกสรแบบวงกว้าง (Global pollination) สมการทางคณิตศาสตร์ของการผสมเกสรดอกไม้จากดอกหนึ่งไปสู่อีกดอกหนึ่ง สามารถเขียนได้ดังสมการที่ (1)

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \gamma L(\lambda)(g_* - x_i^{(t)}) \quad (1)$$

โดยที่ $x_i^{(t+1)}$ คือ ผลตอบสนองของตัวแปร x_i ที่รอบการทำงานของ t
 g_* คือ ผลตอบสนองที่ดีที่สุดในรอบปัจจุบัน
 γ คือ ตัวแปรที่มีผลกระทบต่อนาฬิกาที่ใช้ควบคุมการเดินทาง
 $L(\lambda)$ คือ ค่าพารามิเตอร์ของการเดินทางในรูปแบบการบินแบบเลวี โดยที่ $L > 0$
 สามารถประมาณค่าได้ดังสมการที่ (2)

$$L \approx \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin \frac{\pi \lambda}{2}}{\pi} \frac{1}{s^{(1+\lambda)}}, (s > s_0 > 0) \quad (2)$$

โดยที่ $\Gamma(\lambda)$ คือ ค่าฟังก์ชันแกมมามาตรฐาน (Standard gamma function)
 ค่า s คือ ขนาดขั้นการค้นหา (Step size)

การแจกแจงแบบเกาส์ (Gaussian distribution) ของ u และ v แสดงดังสมการที่ (3)

$$s = \frac{u}{|v|^{1/\lambda}} \quad (3)$$

โดยที่ $u \approx N(0, \sigma^2)$ มาจากค่าเฉลี่ยรูปแบบของการแจกแจงแบบเกาส์อยู่ระหว่าง 0 ถึง ค่าความแปรปรวนของ σ^2 และค่า $v \approx N(0, 1)$ เมื่อ N คือการแจกแจงแบบปกติ สำหรับค่า σ^2 สามารถหาได้จากสมการที่ (4)

$$\sigma^2 = \left[\frac{\Gamma(1+\lambda)}{\lambda\Gamma[(1+\lambda)/2]} \cdot \frac{\sin(\pi\lambda/2)}{2^{(\lambda-1)/2}} \right]^{1/\lambda} \quad (4)$$

นอกจากมีการผสมเกสรดอกไม้ภายในแล้ว ยังมีกระบวนการการผสมเกสรภายนอกอีกด้วยซึ่งสามารถแสดงผ่านได้จากรูปแบบสมการทางคณิตศาสตร์ดังสมการที่ (5)

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \varepsilon(x_j^{(t)} - x_k^{(t)}) \quad (5)$$

โดยที่ $x_j^{(t)}$ และ $x_k^{(t)}$ คือ ค่าเกสรจากดอกที่มีความแตกต่างกันทั้งสองดอก และใช้หลักการสร้างผลเฉลี่ยโดยการสุ่มแบบเอกรูปเมื่อ ε คือการสุ่มแบบเอกรูป ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง [0,1]

ขั้นตอนวิธีของการผสมเกสรดอกไม้ (FPA) อาศัยกฎพื้นฐานดังต่อไปนี้ [15]

กฎข้อที่ 1 การผสมเกสรดอกไม้แบบข้ามดอกจะต้องพึ่งพาตัวนำพาแบบสิ่งมีชีวิตวิธีการเดินทางของตัวนำพาสิ่งมีชีวิต จะใช้วิธีการเดินทางด้วยการบินแบบเลวี่ดังสมการที่ (2)

กฎข้อที่ 2 การผสมเกสรดอกไม้ในต้นเดียวกันจะต้องอาศัยตัวนำพาแบบสิ่งไม่มีชีวิต

กฎข้อที่ 3 ตัวนำพาการผสมเกสรดอกไม้แบบข้ามดอก สามารถพัฒนาดอกไม้ให้มีความคงตัวที่สมบูรณ์กันกับค่าน่าจะเป็นในการขยายพันธุ์ที่เป็นสัดส่วนใกล้เคียงกับดอกไม้ทั้งสองที่เกี่ยวข้องกัน

กฎข้อที่ 4 การผสมเกสรดอกไม้ในต้นเดียวกัน (การผสมเกสรเฉพาะที่) และการผสมเกสรดอกไม้แบบข้ามต้น (การผสมเกสรแบบวงกว้าง) อาจถูกกำหนดด้วยค่าความน่าจะเป็นในการสับเปลี่ยน ในทางปฏิบัติดอกไม้ที่อยู่ติดกันหรืออยู่ในพื้นที่ใกล้เคียงกันมักมีแนวโน้มในการผสมเกสรแบบเฉพาะที่ ความน่าจะเป็นในการสับเปลี่ยนจะมีผลไปทางการผสมดอกไม้ในต้นเดียวกันเล็กน้อย

ดังนั้นค่าพารามิเตอร์สำหรับการประยุกต์ใช้งานทั่วไป กำหนดให้ n คือจำนวนเกสรดอกไม้ p คือค่าความน่าจะเป็นในการสับเปลี่ยนระหว่างการผสมเกสรวงกว้าง และ λ คือ การผสมเกสรเฉพาะที่ โดยขั้นตอนวิธีของ FPA สามารถหลุดรอดจากการติดกับดักเฉพาะที่ (Local Trap) และค้นหาผลเฉลยวงกว้างได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพ

2.2 วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์

วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์เป็นอีกหนึ่งวิธีการที่อยู่ในกลุ่มของเมตาฮิวริสติก เมื่อปี ค.ศ.2017 Aungkulanon และคณะ [16] เป็นการจำลองการเคลื่อนที่ของลิฟท์ที่ใช้สมการการเคลื่อนที่ของลิฟท์ โดยมีเป้าหมายเพื่อให้ใช้เวลาในการเคลื่อนที่ของลิฟท์ที่สั้นที่สุด ผู้ใช้งานมีความพึงพอใจในการใช้ลิฟท์มากที่สุด ซึ่งเปรียบเสมือนการค้นหาคำตอบของปัญหาที่ต้องการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดเช่นกัน [17] วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์ เริ่มต้นจากการวิเคราะห์ปัญหาระบุตัวแปรที่สำคัญอันประกอบด้วย ตัวแปรตัดสินใจ (The probability of a rejection command: PRC และ The probability of choosing a floor: PCF)

ขนาดความเร็ว (v) ขนาดความเร่ง (a) ขนาดของความจำของลิฟท์ (EM) ความน่าจะเป็น (P1 และ P2) ขอบเขตของค่าปัจจัย (x) และจำนวนรอบในการค้นหา (Iteration) หลังจากนั้นจะสร้างผลตอบแทนเริ่มต้นและดำเนินการในระบบ เพื่อค้นหาคำตอบที่ให้ค่าผลตอบแทนที่ดีที่สุด (y) พร้อมกับค่าปัจจัย (x) ที่ส่งผลให้ได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วยเช่นกัน โดยวิธีการทำงานเป็นดังนี้

1. การกำหนดค่าของตัวพารามิเตอร์ของระบบ ได้แก่ ตัวแปรปรับระดับ (PRC และ PCF) ขนาดของความจำของลิฟท์ (EM)
2. การสุ่มตัวเลขเริ่มต้นจากขอบเขตของค่าปัจจัย (x) แล้วนำมาแทนค่าปัจจัย x ในสมการวัตถุประสงค์ ตามลำดับ จากนั้นคำนวณหาค่าผลลัพธ์ (Yield: Y) ของสมการเพื่อเป็นค่าตั้งต้นตามขนาดของความจำของลิฟท์ (EM)
3. จัดเรียงลำดับผลตอบแทนจากดีที่สุดไปจนถึงแย่ที่สุด โดยดูจากค่า Y
4. คำนวณโปรแกรมตามข้อมูลที่กำหนดในค่าตัวแปร เช่น ขนาดของความจำของลิฟท์ (EM) มีค่าเท่ากับ 10 ขนาดความเร็ว (v) มีค่าเท่ากับ 2.5 ขนาดความเร่ง (a) มีค่าเท่ากับ 4 ความน่าจะเป็น (P1 และ P2) มีค่าเท่ากับ 0.33 และ 0.66 ตามลำดับ จำนวนรอบที่ใช้ในการทดลองมีค่าเท่ากับ 15 เป็นต้น
5. คำนวณค่าที่ได้จากระบบใหม่เปรียบเทียบกับค่าที่จัดเก็บ ไว้ในขนาดของความจำโดยการแทนค่าปัจจัย x ลงในสมการวัตถุประสงค์ ตามลำดับ จากนั้นนำมาคำนวณหาค่าผลลัพธ์ของสมการเพื่อทำการเปรียบเทียบค่าของผลตอบแทน
6. จัดลำดับผลตอบแทนจากค่าผลลัพธ์ที่ดีที่สุดไปจนถึงแย่ที่สุด หลังจากนั้นทำการกำจัดผลตอบแทนที่แย่ที่สุดนั้นออกไปจากขนาดของความจำของลิฟท์ (EM) เพื่อปรับระดับและจำนวนของขนาดของความจำของลิฟท์ (EM) ให้มีขนาดเท่าเดิม
7. นำวิธีปรับปรุงจากสมการการเคลื่อนที่ของลิฟท์ทั้ง 3 แบบมาทำการปรับปรุงคำตอบตามเงื่อนไขโดยสร้างเลขสุ่ม R1 มีค่าอยู่ระหว่าง 0 - 1 ซึ่งการปรับปรุงคำตอบประกอบด้วย
 - 1) การเคลื่อนที่แบบที่ 1 กรณีที่ความน่าจะเป็น R1 อยู่ระหว่าง 0.66 - 1.00 สามารถเขียนได้ดังสมการที่ (6) และ (7)

$$S_2 = \left(\frac{1}{3a}\right)\left(\frac{V_{max}^3}{V_1} - V_1^2\right) + S_1 \quad (6)$$

$$New\ position\ X_w = Current\ position\ X_w + Rand() \times (2S_2 + (X_b - X_g)) \quad (7)$$

โดยที่ $V_1 = 0.6 * V_{max}$ และ $Rand()$ คือ ค่าความน่าจะเป็นมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1

- 2) การเคลื่อนที่แบบที่ 2 กรณีที่ความน่าจะเป็น R1 อยู่ระหว่าง 0.33 - 0.66 สามารถเขียนได้ดังสมการที่ (8) - (10)

$$V_2 = [V_1^3 + 3aV_1\left(\frac{S_T}{2} - S_1\right)]^{1/3} \quad (8)$$

$$S_2 = \left(\frac{1}{3a}\right)\left(\frac{V_2^3}{V_1} - V_1^2\right) + S_1 \quad (9)$$

$$New\ position\ X_w = Current\ position\ X_w + Rand() \times (2S_2) \quad (10)$$

3) การเคลื่อนที่แบบที่ 3 กรณีที่ความน่าจะเป็น $R1$ อยู่ระหว่าง 0 - 0.33 สามารถเขียนได้ดังสมการที่ (11) และ (12)

$$S_1 = \frac{v_1^2}{2a} \quad (11)$$

$$\text{New position } X_w = \text{Current position } X_w + \text{Rand}() \times (2S_1) \quad (12)$$

โดยที่ X_w คือ ค่าที่น้อยที่สุดในความจำของลิฟท์ (EM)

X_g คือ ค่าที่ดีที่สุดในความจำของลิฟท์ (EM)

X_b คือ ค่าที่ดีที่สุดในรอบการค้นหานั้น ๆ

8. แทนค่าปัจจัย (x) ลงในสมการพื้นผิวตอบสนอง (Response Surface) จากนั้นนำมาคำนวณหาค่าผลลัพธ์

9. จัดลำดับผลตอบแทนจากค่าผลตอบแทนที่ดีที่สุดไปน้อยที่สุด หลังจากนั้นทำการกำจัดผลตอบแทนที่แย่ที่สุดออกไปจากขนาดของความจำของลิฟท์ (EM) เพื่อปรับระดับและจำนวนของขนาดของความจำของลิฟท์ (EM) ให้มีขนาดเท่าเดิม

10. เปรียบเทียบค่าต่อไป จนครบตามจำนวนรอบที่ใช้ในการทดลอง

2.3 วิธีไรเดอร์

วิธีไรเดอร์เป็นอัลกอริทึมการค้นหาวิธิเมตาฮิวริสติกที่ได้รับแรงบันดาลใจจากพฤติกรรมของกลุ่มผู้ขับขี่รถวิบากที่แข่งขันกันเพื่อไปให้ถึงเป้าหมาย โดยมีขั้นตอนในการพัฒนาและปรับปรุงคำตอบ เริ่มต้นจากวิธี ROA ได้จัดกลุ่มของการพัฒนาและปรับปรุงคำตอบไว้ทั้งหมด 4 กลุ่ม ประกอบด้วย 1) กลุ่ม Bypass Riders เป็นกลุ่มผู้นำในการหลบหลีกเส้นทาง 2) กลุ่ม Followers เป็นกลุ่มผู้ตามหลังผู้นำ 3) กลุ่ม Over-Takers เป็นกลุ่มผู้ไล่ตามจะมองหาจังหวะที่เหมาะสมในการแซงผู้นำ โดยพิจารณาตำแหน่งของผู้นำ และ 4) กลุ่ม Attackers เป็นกลุ่มที่ใช้ความเร็วในการเบี่ยงทางนำหน้ากลุ่มตั้งแต่เริ่มแรก เพื่อสร้างช่องว่างและควบคุมจังหวะการแข่งขัน ซึ่งวิธีการ ROA จะกำหนดให้ผู้ขับขี่มอเตอร์ไซด์ในแต่ละกลุ่มมีกลยุทธ์ในการพัฒนาคำตอบและหน้าที่ในแต่ละกลุ่มที่แตกต่างกัน [18]-[19] ซึ่งขั้นตอนประกอบด้วย

1. สร้างคำตอบเริ่มต้น

$$A_t = \{A_t(l, m)\}; 1 \leq l \leq R; 1 \leq m \leq Q \quad (13)$$

โดยที่ A_t คือ ค่าของคำตอบเริ่มต้น

R คือ จำนวนของผู้ขับขี่ทั้งหมด

$A_t(l, m)$ หมายถึง ผู้ขับขี่ลำดับที่ l ในช่วงเวลา t ของตัวแปร m

m คือ จำนวนของตัวแปร x_i ในสมการเงื่อนไขและสมการวัตถุประสงค์

Q คือ จำนวนตัวแปร x_i ทั้งหมด ดังแสดงในสมการที่ (13)

$$R = P + L + T + K \quad (14)$$

โดยที่ P คือ จำนวนของ bypass rider (คน)
 L คือ จำนวนของ follower rider (คน)
 T คือ จำนวนของ over-taker rider (คน)
 K คือ จำนวนของ attacker rider (คน)
 R คือ จำนวนของผู้ขับขี่ทั้งหมด ดังแสดงในสมการที่ (14)

ซึ่ง Binu และ Kariyappa [10] ได้แนะนำให้ใช้การแบ่งจำนวนของแต่ละกลุ่มตามสมการที่ (15)

$$P = L = T = K = R/4 \quad (15)$$

2. ค่ามุมบังคับเลี้ยว (Steering angle: S) ของผู้ขับขี่ ลำดับที่ i^{th} ในช่วงเวลา t ดังสมการที่ (16)

$$S_t = \{S_t^{i,j}\} \quad 1 \leq i \leq R; 1 \leq j \leq Q \quad (16)$$

โดยที่ $\{S_t^{i,j}\}$ คือ มุมบังคับเลี้ยวของผู้ขับขี่ ลำดับที่ i^{th} มุมเริ่มต้นสามารถกำหนดได้จากสมการที่ (17)

$$S_{i,j} = \begin{cases} \theta_i & \text{if } j = 1 \\ S_{i,j} + \varphi & \text{if } j \neq 1 \text{ and } S_{i,j-1} + \varphi \leq 360 \\ S_{i,j-1} + \varphi \leq 360 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

โดยที่ $\theta_i = i * \frac{360^\circ}{R}$ และ $\varphi = \frac{360}{Q}$
 R คือ จำนวนของผู้ขับขี่ทั้งหมด
 φ คือ มุมประสาน (Coordinate angles)
 θ_i คือ ตำแหน่งของมุมประสานของผู้ขับขี่ ลำดับที่ i^{th}

3. ระบบเกียร์ (Gear) อัตราการเร่ง (Accelerator) และอัตราการเบรค (Brake) สามารถหาได้จากสมการที่ (18) - (20)

$$G = \{G_i\}; \text{ where } 1 < i < R \quad (18)$$

$$A = \{A_i\}; \text{ where } 1 < i < R \quad (19)$$

$$B = \{B_i\}; \text{ where } 1 < i < R \quad (20)$$

โดยที่ G_i คือ ระบบเกียร์ของผู้ขับขี่ลำดับที่ i^{th} มีค่าอยู่ระหว่าง $[0,1,2,3,4]$

A_i คือ อัตราการเร่งของผู้ขับขี่ลำดับที่ i^{th} มีค่าอยู่ระหว่าง $[0,1]$

B_i คือ อัตราการเบรกของผู้ขับขี่ลำดับที่ i^{th} มีค่าอยู่ระหว่าง $[0,1]$

4. ความเร็วสูงสุด (Maximum speed) ของผู้ขับขี่ลำดับที่ i^{th} ซึ่ง X_{max}^i คือระยะทางที่มากที่สุดแสดงได้ดังสมการที่ (21)

$$X_{max}^i = \frac{M_D^i - M_E^i}{T_{off}} \quad (21)$$

โดยที่ M_D^i คือ ค่าความเร็วสูงสุดของผู้ขับขี่ลำดับที่ i^{th}

M_E^i คือ ความเร็วต่ำสุด

T_{off} คือ ค่าเวลาที่มากที่สุดที่ผู้ขับขี่ถึงเป้าหมาย (จำนวนรอบการค้นหาทั้งหมด)

5. อัตราความเร็วของเกียร์ (Gear speed limit) คำนวณจากสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังสมการที่ (22)

$$X_E^i = \frac{M_{max}^i}{|G|} \quad (22)$$

โดยที่ X_{max}^i คือ ความเร็วสูงสุดของผู้ขับขี่ลำดับที่ i^{th}

$|G|$ คือ จำนวนของเกียร์ ซึ่งกำหนดเป็นค่าคงที่

6. อัตราความสำเร็จ (Success rate) สมการทางคณิตศาสตร์ แสดงได้ดังสมการที่ (23)

$$S_r = \frac{1}{\|X_i - P_t\|} \quad (23)$$

โดยที่ X_i คือ ตำแหน่งของผู้ขับขี่ลำดับที่ i^{th}

P_t คือ เป้าหมายหรือค่าที่ดีที่สุดของวัตถุประสงค์

7. กลุ่ม Bypass rider มีค่าเท่ากับจำนวน P จากสมการที่ (24) ในการปรับปรุงคำตอบ

$$A_{t+1}^B(l, m) = \delta[A_t(d, m) * \beta(m) + A_t(\xi, m) * [1 - \beta(m)]] \quad (24)$$

โดยที่ (l, m) คือลำดับของผู้ขับขี่ลำดับที่ l^{th} ในกลุ่มของกลุ่ม bypass rider ในช่วงเวลาที่ $t + 1$ กับตัวแปร m

ค่าของ δ และ β คือ เลขสุ่มมีค่าอยู่ระหว่าง $[0,1]$ และค่าของ d และ ξ มีค่าอยู่ระหว่าง $[0,R]$ โดยที่ R จำนวนของผู้ขับขี่ทั้งหมด

8. กลุ่ม Followers จากสมการที่ (14) มีค่าเท่ากับ L สมาชิกในกลุ่มนี้ ใช้สมการที่ (25) ในการปรับปรุงคำตอบ

$$A_{t+1}^F(l, k) = A^E(E, k) + \cos[(T_{l,k}^t * A^E(E, k) * d_l^t] \quad (25)$$

โดยที่ (l, k) คือ ลำดับของผู้ขับขี่ลำดับที่ l^{th} ในกลุ่มของกลุ่ม Followers ในช่วงเวลาที่ $t + 1$ กับ ตัวแปร k

k คือ จำนวนของตัวแปร x_i ในสมการเงื่อนไขและสมการวัตถุประสงค์
 A^E คือ ตำแหน่งของ bypass rider ลำดับที่ E^{th} กับตัวแปร k
 $T_{l,k}^t$ คือ มุมบังคับเลี้ยว l^{th} ของผู้ขับขี่ลำดับที่ k^{th}
 d_l^t คือ ระยะทางการเคลื่อนที่ของของผู้ขับขี่ลำดับที่ l^{th}
 v_l^t คือ ความเร็วของผู้ขับขี่ลำดับที่ l^{th}
 T_{off} คือ จำนวนรอบการค้นหาทั้งหมด ดังสมการที่ (26)

$$d_l^t = v_l^t * \left(\frac{1}{T_{off}}\right) \quad (26)$$

9. กลุ่ม Over-Taker เป็นการเคลื่อนที่โดยการอ้างอิงจากผู้ขับขี่เอง มีจำนวนผู้ขับขี่ เท่ากับ T จากสมการที่ (14) โดยการเคลื่อนที่แบบที่ 1 คำนวณได้ดังสมการที่ (27)

$$A_{t+1}^O(l, k) = A_t(l, k) + [D_t^I(l) * A^E(E, k)] \quad (27)$$

โดยที่ $A_{t+1}^O(l, k)$ คือ ค่าของคำตอบของผู้ขับขี่ l ลำดับที่ k^{th} ในกลุ่ม Over-taker
 A^E คือ ตำแหน่งของ bypass rider ลำดับที่ E^{th} กับตัวแปร k
 k คือ ลำดับของตัวแปร (x_i)
 $D_t^I(l)$ คือ ทิศทางของผู้ขับขี่ ลำดับที่ l^{th} ซึ่ง $D_t^I(l)$ สามารถคำนวณจากสมการที่ (28)

$$D_t^I(l) = \left[\frac{2}{1 - \log(S_t^R(l))} \right] - 1 \quad (28)$$

โดยที่ $S_t^R(l)$ คือ ค่าของอัตราความสำเร็จของผู้ขับขี่ l

10. กลุ่ม Attackers เป็นกลุ่มผู้ไล่ตามจะมองหาจังหวะที่เหมาะสมในการแซงผู้นำ จะใช้ความเร็วที่มากที่สุดในการเคลื่อนที่ ดังสมการที่ (29)

$$A_{t+1}^A(l, k) = A^E(E, m) + [\cos(T_{i,m}^t) * A^E(E, m)] + d_i^t \quad (29)$$

โดยที่ $A_{t+1}^A(l, k)$ คือ ค่าของคำตอบของผู้ซัดที่ l ลำดับที่ k^{th} ในกลุ่ม Attackers

$A^E(E, m)$ คือ ตำแหน่งของผู้นำหรือค่าที่ดีที่สุด

$T_{i,m}^t$ คือ ค่ามุมบังคับเลี้ยว i^{th} ของผู้ซัดที่ลำดับที่ m

ระบบการปรับปรุงคำตอบจะทำต่อไปจนครบรอบการค้นหาที่กำหนด จึงหยุดการประมวลผลเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการทั้ง 3 วิธี ซึ่งประกอบด้วย วิธีสมการของดอกไม้วีธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์และวิธีเรเตอร์ คณะผู้วิจัยได้ใช้ปัญหา 2 ประเภท คือ ปัญหาที่มีเงื่อนไขและไม่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากรมาใช้ในการทดสอบ ซึ่งได้รับความนิยมอย่างมากในการนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละวิธีการในการค้นหาคำตอบ

3. ปัญหาที่มีเงื่อนไขและไม่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร

3.1 ปัญหาที่ไม่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร (Unconstrained Problem: UP)

การแทนระบบการผลิตด้วยสมการที่ไม่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร ในงานวิจัยนี้ได้พิจารณาเลือกใช้ 8 สมการ โดยวิเคราะห์หาค่าผลตอบแทนที่สูงที่สุด (Maximization) โดยมีลักษณะกายภาพที่สำคัญประกอบด้วยสมการที่มีค่าที่สูงที่สุดเพียงจุดเดียว สมการที่มีค่าที่สูงที่สุดอยู่ ณ บริเวณขอบของพื้นที่ของสมการ สมการที่มีจุดที่สูงที่สุดหลายจุด และสมการแบบผสมผสาน โดยมีขอบเขตของปัจจัยระหว่าง $[-10, 10]$ ดังแสดงในสมการที่ (30) – (38) เพื่อเป็นการสร้างความแตกต่างในการทดลอง และเป็นการจำลองระบบการผลิตในหลายๆ รูปแบบโดยอยู่ภายในขอบเขตจำนวนปัจจัยเพียง 2 ปัจจัย [20] สมการที่ใช้ในการหาค่าผลตอบแทนที่สูงที่สุดประกอบด้วย

1. สมการพื้นผิวบรานิน (Branin Surface: UP1)

$$f(x) = -5 \log_{10} \left[\left(x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2} x_1^2 + \frac{5}{\pi} x_1 - 6 \right)^2 + \left(10 - \frac{5}{4\pi} \cos(x_1) \right) + 10 \right] \quad (30)$$

2. สมการพื้นผิวคาเมลแบค (Camelback Surface: UP2)

$$f(x) = 10 - \log_{10} \left[x_1^2 \left(4 - 2.1x_1^2 + \frac{1}{3}x_1^4 \right) + x_1x_2 + 4x_2^2(x_2^2 + 1) \right] \quad (31)$$

3. สมการพื้นผิวโกลด์สไตน์ไพรส์ (Goldstein-Price Surface: UP3)

$$f(x) = 10 + \log_{10} [1/\{1 + (1 + x_1 + x_2)^2(19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2)\} * \{30 + (2x_1 - 3x_2)^2(18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2)\}] \quad (32)$$

4. สมการพื้นผิวพาราโบลา (Parabolic Surface: UP4)

$$f(x) = 12 - \sum_{j=1}^k [(-x_j)^2 / 100] \quad (33)$$

5. สมการพื้นผิวราสทริจิน (Rastrigin Surface: UP5)

$$f(x) = 80 - [20 + \sum_{i=1}^n x_i^2 - 10(\sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i)] \quad (34)$$

6. สมการพื้นผิวโรเซนบร็อก (Rosenbrock Surface: UP6)

$$f(x) = 70 \left[\left(\left(20 - \left((-x_1/a_1)^2 + \sum_{j=2}^k [(x_j/a_j) - (x_1/a_1)^2]^2 \right) \right) + 150 \right) / 170 \right] + 10 \quad (35)$$

7. สมการพื้นผิวเชคเกิล (Shekel Surface: UP7)

$$f(x) = 100 \sum_{i=1}^n \frac{1}{c_i + \sum_{j=1}^k (x_j - a_{ij})^2} \quad (36)$$

8. สมการพื้นผิวสไตบลินสกี (Styblinski Surface: UP8)

$$f(x) = 275 - \left[\left(\frac{(x_1^4 - 16x_1^2 + 5x_1)}{2} \right) + \left(\frac{(x_2^4 - 16x_2^2 + 5x_2)}{2} \right) + \sum_{i=3}^5 (x_i - 1)^2 \right] \quad (37)$$

3.2 ปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรม (Engineering Problems: EP)

1. ปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรมที่ 1 (EP1)

นำเสนอโดย Pansare และ Kavade [21] ได้ศึกษาผลกระทบของพารามิเตอร์ที่มีผลต่อความหยาบของผิวในการกลึงเหล็กความสัณฐานระหว่างพารามิเตอร์การตัดและความหยาบผิวโดยใช้การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อต้องการความหยาบของผิวที่น้อยที่สุด ได้ตั้งสมการที่ (38) - (39)

$$\text{Minimize } R_a = f(A, B, C) \quad (38)$$

$$R_a = 8.11 - 0.0217 \cdot A - 25.9 \cdot B - 6.37 \cdot C + 0.0563 \cdot AC + 19.4 \cdot BC \quad (39)$$

โดยที่ค่า A หมายถึง ความเร็วเชิงเส้นของพื้นผิวชิ้นงานที่สัมผัสกับใบมีดตัดในระหว่างกระบวนการกลึง มีหน่วยเป็น เมตรต่อนาที (m/min) มีค่าอยู่ระหว่าง $150 \leq A \leq 250$ (m/min)

ค่า B หมายถึง ระยะทางที่ชิ้นงานจะเคลื่อนที่ผ่านในแนวระนาบต่อหนึ่งรอบของการหมุนในกระบวนการกลึง โดยมีหน่วยเป็น มิลลิเมตรต่อรอบหมุน (mm/rev) มีค่าอยู่ระหว่าง $0.1 \leq B \leq 0.2$ (mm/rev)

ค่า C หมายถึง ระยะทางในแนวดิ่งที่ไม่มีตัดจะลึกเข้าไปในชิ้นงานในระหว่างกระบวนการกลึง โดยมีหน่วยเป็นมิลลิเมตร (mm) มีค่าอยู่ระหว่าง $0.5 \leq C \leq 1.5$ (mm)

2. ปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรมที่ 2 (EP2)

Shivakoti และคณะ [22] ได้ทำการทดลองกลึงชิ้นงานเหล็กกล้าคาร์บอนต่ำ โดยทำการออกแบบการทดลองโดยกำหนด อัตราป้อน (Feed rate) เป็นค่า A ความเร็วรอบเพลาสปินเดิล (Spindle speed) เป็นค่า B และความเร็วตัด (Cutting speed) เป็นค่า C พารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับกระบวนการกลึงมีผลกระทบต่ออัตราการเพิ่มอัตราการขจัดเนื้องาน (Material Removal Rate: MRR) ที่มากที่สุด สมการทางคณิตศาสตร์ที่พัฒนาขึ้นสำหรับการคำนวณ MRR ได้ดังสมการที่ (40) - (44)

$$\text{Maximize } MRR = f(A, B, C) \quad (40)$$

$$MRR = 1.42 - 1.83 \cdot A - 0.9 \cdot B + 10 \cdot C + 103 \cdot AB - 112 \cdot AC + 0.000014 \cdot BC \quad (41)$$

โดยที่

$$0.62 \leq A \leq 0.98 \text{ (mm/rev)} \quad (42)$$

$$40 \leq B \leq 1,000 \text{ (rpm)} \quad (43)$$

$$3.5 \leq C \leq 95.5 \text{ (m/min)} \quad (44)$$

3. ปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรมที่ 3 (EP3)

เป็นปัญหาการออกแบบสปริงที่มีสมการเป้าหมายที่ต้องการแรงที่น้อยที่สุด (Minimizing the weight of a tension/compression spring) โดยวัตถุประสงค์ดังสมการที่ (45) และเงื่อนไขข้อจำกัดดังสมการที่ (46) - (52)

$$f(x) = (x_3 + 2)x_2x_1^2 \quad (45)$$

เงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร

$$g_1 = 1 - \frac{x_2^3x_3}{71,785x_1^4} \leq 0 \quad (46)$$

$$g_2 = 4x_2^2 - \frac{x_1x_2}{12,566(x_2x_1^3 - x_1^4)} + \frac{1}{5,108x_1^2} - 1 \leq 0 \quad (47)$$

$$g_3 = 1 - \frac{140.45x_1}{x_2^2x_3} \leq 0 \quad (48)$$

$$g_4 = \frac{x_2 + x_1}{1.5 - 1} \leq 0 \quad (49)$$

$$0.05 \leq x_1 \leq 2.00 \quad (50)$$

$$0.25 \leq x_2 \leq 1.30 \quad (51)$$

$$2.00 \leq x_3 \leq 15.00 \quad (52)$$

4. ปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรมที่ 4 (EP4)

ตัวแบบปัญหาตัวแบบปัญหาในการกลึงของเอ็มเมอร์ [23] มีวัตถุประสงค์เพื่อหาต้นทุนที่ต่ำที่สุดของการกลึงชิ้นงาน โดยมีสมการเป้าหมายดังสมการที่ (53) และวัตถุประสงค์ดังสมการที่ (54) - (58)

$$\text{Min. Cost} = 1.25V^{-1}f^{-1} + 1.8 \times 10^{-8}V^3f^{0.16} + 0.2 \quad (53)$$

โดยมีสมการข้อจำกัดดังนี้:

$$1. \text{ ความเรียบของพื้นผิว } SF \leq 100 \mu \text{ inch} \quad (54)$$

$$\text{โดยที่ } SF \leq 1.36 \times 10^8 V^{-1.52} f^{1.004} \quad (55)$$

$$2. \text{ อัตราการป้อนชิ้นงาน } F \leq 0.01 \text{ inch/rev} \quad (56)$$

$$3. \text{ กำลังในการตัด } HP \leq 2.0 \text{ hp} \quad (57)$$

$$\text{โดยที่ } HP = 3.58V^{0.91}f^{0.78} \quad (58)$$

5. ปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรมที่ 5 (EP5)

ตัวแบบปัญหาในการกลึงของเอ็มเมอร์และโครโมไดฮาไทด์ [23] โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อหาต้นทุนที่ต่ำที่สุดของการกลึงชิ้นงาน โดยมีสมการเป้าหมายและวัตถุประสงค์ดัง สมการที่ (59) - (62)

$$\text{Min. Cost} = 1.2566V^{-1}f^{-1} + 1.77 \times 10^{-8}V^3f^{0.16} + 0.2 \quad (59)$$

โดยมีสมการข้อจำกัดดังนี้

$$1. \text{ ความเรียบของพื้นผิว } SF \leq 50 \mu \text{ in} \quad (60)$$

$$\text{โดยที่ } SF \leq 204.62 \times 10^6 V^{-1.52} f^{1.004} D^{0.25} \quad (61)$$

$$2. \text{ อัตราการป้อนชิ้นงาน } F \leq 0.1 \text{ in/rev} \quad (62)$$

$$3. \text{ กำลังในการตัด } HP \leq 4.0 \text{ hp} \quad (63)$$

$$\text{โดยที่ } HP = 2.39V^{0.91}f^{0.78}d^{0.75} \quad (64)$$

4. สรุปผลและการอภิปรายผล

ผลของงานวิจัยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ การทดสอบกับโมเดลของปัญหาที่มีจำนวนปัจจัยอิสระ 2 ปัจจัย และการนำไปประยุกต์ใช้ในการแก้ไขปัญหามีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร นำวิธีการต่าง ๆ ที่ได้มาสรุปเปรียบเทียบข้อดีและข้อด้อย โดยพิจารณาจากค่าของผลลัพธ์จาก 3 วิธีการ คือ ค่าเฉลี่ย (Average) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation: Std. Dev.) จำแนกตามชนิดของปัญหาทั้งในกรณีการหาค่าที่สูงที่สุด (Maximization: Max) และการหาค่าที่ต่ำที่สุด (Minimization: Min) เวลาในการทดลอง (Time: t) และค่าอัตราส่วนเอสต่อเอ็น (S/N Ratio) สมการค่าอัตราส่วนเอสต่อเอ็น แสดงในตารางที่ 1 ทำการเปรียบเทียบสมรรถนะผ่านการจำลองแก้ปัญห โดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ VISUAL C# 2017 โดยทำการทดลองทั้งหมด 15 ครั้ง เพื่อทำการวิเคราะห์หาค่าที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละวิธีพารามิเตอร์

(Parameters) ที่ใช้ในการทดลองของวิธีผสมเกสรของดอกไม้ ประกอบด้วย $n = 20$, $p = 0.8$ และ $\lambda = 1.5$ วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟต์ประกอบด้วย ค่า $EM = 20$ ค่า $a = 2$ ค่า $V_{max} = 2.5$ ค่า $THI = 20$ และ ค่า $PRC = 0.95$ และวิธีโรเตอร์ประกอบด้วย จำนวนคนขับ (R) = 20 ค่า gear G มีค่าเท่ากับ 5 ค่า accelerator A และ ค่า brake B มีค่าเป็นเลขสุ่มอยู่ระหว่าง $[0, 1]$ จำนวนวนซ้ำ (Iteration) ทั้ง 3 วิธี มีค่าเท่ากับ 2000 รอบ ทำซ้ำ (Replication) 15 ครั้ง

ตารางที่ 1. วิธีการและสูตรคำนวณการเปรียบเทียบ S/N ratio

Methods	S/N ratio formulas	Optimization
Larger is better	$S/N = -10 \cdot \log(\Sigma(1/Y2)/n)$	Maximization
Smaller is better	$S/N = -10 \cdot \log(\Sigma(Y2)/n)$	Minimization

ตารางที่ 2. การเปรียบเทียบผลตอบสนองของ วิธี FPA วิธี EKO และวิธี ROA สำหรับสิ่งรบกวนมีค่าเท่ากับ 0

ปัญหา	ตัวชี้วัด	FPA	เวลา (วินาที)	EKO	เวลา (วินาที)	ROA	เวลา (วินาที)
UP1	Average	5.38	661.08	5.40	660.04	5.40	661.05
	Std. Dev.	0.07	2.65	0.00	0.08	0.00	2.66
	Max	5.40	667.66	5.40	660.31	5.40	667.66
	Min	5.12	660.00	5.40	659.98	5.40	659.98
	S/N ratio	14.61	-	14.65	-	14.65	-
UP2	Average	13.23	660.35	13.56	660.23	13.16	660.24
	Std. Dev.	0.68	0.59	0.77	0.57	0.75	0.57
	Max	14.76	662.10	14.98	662.10	14.76	662.10
	Min	12.64	660.00	12.64	659.98	12.40	659.98
	S/N ratio	22.42	-	22.61	-	22.36	-
UP3	Average	9.50	660.36	9.49	660.15	9.51	660.15
	Std. Dev.	0.02	0.61	0.02	0.59	0.02	0.59
	Max	9.52	662.05	9.52	662.05	9.52	662.05
	Min	9.46	660.00	9.46	659.35	9.46	659.35
	S/N ratio	19.55	-	19.55	-	19.56	-
UP4	Average	12.00	660.22	12.00	660.04	12.00	660.04
	Std. Dev.	0.00	0.52	0.00	0.22	0.00	0.22
	Max	12.00	661.90	12.00	660.73	12.00	660.73
	Min	12.00	659.60	12.00	659.60	12.00	659.60
	S/N ratio	21.58	-	21.58	-	21.58	-

ตารางที่ 2. (ต่อ) การเปรียบเทียบผลตอบสนองของ วิธี FPA วิธี EKO และ วิธี ROA สำหรับสิ่งรบกวนมีค่าเท่ากับ 0

ปัญหา	ตัวชี้วัด	FPA	เวลา (วินาที)	EKO	เวลา (วินาที)	ROA	เวลา (วินาที)
UP5	Average	99.99	660.38	99.95	660.26	99.90	660.01
	Std. Dev.	0.01	0.81	0.07	0.59	0.14	0.03
	Max	100.00	662.40	100.00	661.67	100.00	660.07
	Min	99.97	659.54	99.77	659.54	99.53	659.98
	S/N ratio	40.00	-	40.00	-	39.99	-
UP6	Average	80.00	660.20	80.00	660.08	80.00	660.00
	Std. Dev.	0.00	0.42	0.00	0.18	0.00	0.20
	Max	80.00	661.59	80.00	660.69	80.00	660.20
	Min	80.00	660.00	80.00	659.98	80.00	659.30
	S/N ratio	38.06	-	38.06	-	38.06	-
UP7	Average	18.98	660.25	18.98	660.24	18.98	659.99
	Std. Dev.	0.00	0.39	0.00	0.40	0.00	0.02
	Max	18.98	661.23	18.98	661.23	18.98	660.05
	Min	18.97	659.99	18.98	659.98	18.98	659.98
	S/N ratio	25.57	-	25.57	-	25.57	-
UP8	Average	353.33	660.37	353.32	660.04	353.33	660.04
	Std. Dev.	0.00	0.60	0.01	0.07	0.00	0.22
	Max	353.33	661.75	353.33	660.21	353.33	660.72
	Min	353.33	660.04	353.28	659.98	353.32	659.61
	S/N ratio	50.96	-	50.96	-	50.96	-

ตารางที่ 3. การเปรียบเทียบผลตอบสนองของ วิธี FPA วิธี EKO และวิธี ROA สำหรับสิ่งรบกวนมีค่าเท่ากับ 1

ปัญหา	ตัวชี้วัด	FPA	เวลา (วินาที)	EKO	เวลา (วินาที)	ROA	เวลา (วินาที)
UP1	Average	4.33	660.10	4.45	660.07	4.71	660.09
	Std. Dev.	0.42	0.13	0.46	0.12	0.53	0.13
	Max	5.37	660.40	5.38	660.40	5.40	660.40
	Min	4.01	660.00	4.01	660.00	4.01	660.00
	S/N ratio	12.67	-	12.88	-	13.34	-
UP2	Average	9.66	661.27	9.70	661.22	10.38	661.19
	Std. Dev.	0.73	3.36	0.82	3.37	1.16	3.39
	Max	12.24	672.70	12.64	672.70	12.68	672.70
	Min	9.03	660.00	9.04	659.98	9.42	659.38
	S/N ratio	19.65	-	19.67	-	20.22	-

ตารางที่ 3. (ต่อ) การเปรียบเทียบผลตอบสนองของ วิธี FPA วิธี EKO และวิธี ROA สำหรับสิ่งรบกวนมีค่าเท่ากับ 1

ปัญหา	ตัวชี้วัด	FPA	เวลา (วินาที)	EKO	เวลา (วินาที)	ROA	เวลา (วินาที)
UP3	Average	8.99	662.01	9.14	660.06	9.15	660.20
	Std. Dev.	0.39	4.72	0.25	0.25	0.30	0.13
	Max	9.50	674.90	9.50	660.53	9.50	660.53
	Min	8.35	660.07	8.54	659.35	8.67	659.98
	S/N ratio	19.06	-	19.21	-	19.22	-
UP4	Average	11.90	660.23	11.91	660.10	11.91	660.20
	Std. Dev.	0.11	0.53	0.01	0.17	0.03	0.49
	Max	11.99	661.90	11.92	660.47	12.00	661.90
	Min	11.52	659.60	11.90	660.00	11.86	659.98
	S/N ratio	21.51	-	21.52	-	21.52	-
UP5	Average	99.20	661.38	99.22	661.13	99.17	661.31
	Std. Dev.	1.49	3.73	1.44	3.72	1.11	3.75
	Max	99.93	674.57	99.93	674.57	99.93	674.57
	Min	95.28	660.00	95.48	659.98	96.28	659.98
	S/N ratio	39.93	-	39.93	-	39.93	-
UP6	Average	79.88	660.88	79.89	660.20	79.89	660.87
	Std. Dev.	0.11	1.84	0.11	0.66	0.12	1.84
	Max	79.94	665.89	79.94	662.58	79.99	665.89
	Min	79.51	660.00	79.51	659.98	79.51	659.98
	S/N ratio	38.05	-	38.05	-	38.05	-
UP7	Average	18.86	660.04	18.96	660.01	18.82	660.03
	Std. Dev.	0.25	0.03	0.03	0.02	0.24	0.04
	Max	18.98	660.11	18.98	660.05	18.98	660.11
	Min	18.05	660.00	18.85	659.98	18.05	659.98
	S/N ratio	25.51	-	25.56	-	25.49	-
UP8	Average	353.12	660.06	353.32	660.04	352.98	660.01
	Std. Dev.	0.36	0.09	0.01	0.08	0.40	0.13
	Max	353.33	660.30	353.33	660.30	353.33	660.21
	Min	352.20	660.00	353.30	659.98	352.20	659.61
	S/N ratio	50.96	-	50.96	-	50.95	-

จากผลการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลตัวอย่างและค่าอัตราส่วนเอสต่อเอ็น ผ่านทั้ง 8 สมการพื้นผิวดตอบสนอง ทั้งในกรณีสมการที่มีค่าที่สูงที่สุดเพียงจุดเดียว สมการที่มีจุดที่สูงที่สุดหลายจุด สมการที่มีค่าที่สูงที่สุดอยู่ ณ บริเวณขอบของพื้นที่ของสมการ พบว่า ค่าเฉลี่ยของผลตอบสนองที่เหมาะสมที่สุดที่ได้ภายใต้สิ่งรบกวนที่มีการแจกแจงปกติ (Normal distribution) ที่มีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าเท่ากับ 0 ในตารางที่ 2 และ มีค่าเท่ากับ 1 ในตารางที่ 3 มีแนวโน้มของคำตอบ

ที่เหมือนการในแต่ละสมการมีค่าใกล้เคียงกัน ทั้งในส่วนของคุณค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน เวลาในการทดลองและค่าอัตราส่วนเอสต่อเอ็น โดยสมการพื้นผิวความเค้นแบบ วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์สามารถหาค่าได้ดีกว่าเมื่อเทียบกับวิธีการอื่น แต่ในส่วนของคุณค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน วิธีผสมเกสรของดอกไม้ สามารถค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่น้อยกว่าวิธีการอื่น แต่พิจารณาโดยรวมวิธีเรเตอร์ให้ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าอัตราส่วนเอสต่อเอ็น ที่ดีกว่าเมื่อเทียบกับวิธีการทั้ง 2 วิธี เมื่อค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าเพิ่มขึ้นในตารางที่ 3 พบว่า ค่าเฉลี่ยมีแนวโน้มที่ลดลง และส่วนของคุณค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าเพิ่มขึ้นในแต่ละวิธี เพราะการรวบรวมระบบการค้นหาคำตอบของแต่ละวิธี โดยใส่ค่าการแจกแจงปกติ ที่มีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1 เข้าไปในระบบ ทำให้คำตอบมีค่าที่ไม่ตรงกับความเป็นจริง ซึ่งแต่ละวิธีสามารถรักษาเสถียรภาพในการค้นหาคำตอบที่ดีโดยพิจารณาโดยรวม วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์ที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานน้อยกว่าวิธีการอื่น แต่วิธีเรเตอร์ให้ค่าเฉลี่ยและค่าอัตราส่วนเอสต่อเอ็นที่ดีกว่าเมื่อเทียบกับวิธีการทั้ง 2 วิธี

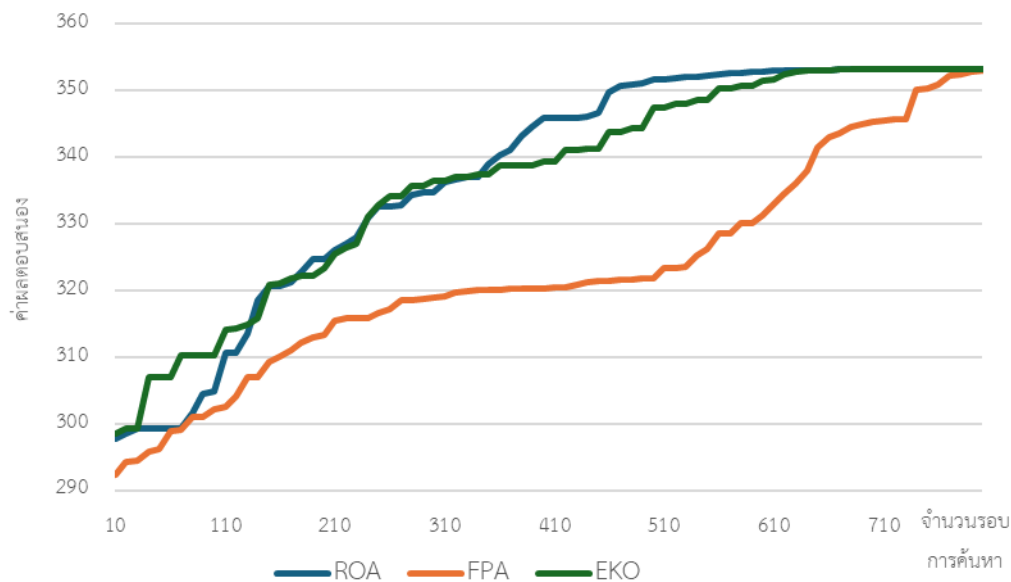
ตารางที่ 4. การเปรียบเทียบผลตอบสนองของ วิธี FPA วิธี EKO และวิธี ROA สำหรับปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรม

Model	ตัวชี้วัด	FPA	time	EKO	time	ROA	time
EP1	Average	1.50	759.34	1.50	762.41	1.50	763.81
	Std. Dev.	0.00	13.00	0.00	8.30	0.00	12.50
	Max	1.50	779.97	1.50	774.87	1.50	777.95
	Min	1.49	741.83	1.49	749.97	1.49	741.68
	S/N ratio	-3.50	-	-3.50	-	-3.52	-
EP2	Average	3.79	760.94	3.59	760.48	3.55	761.14
	Std. Dev.	0.17	12.18	0.11	13.38	0.08	11.63
	Max	4.05	778.68	3.88	779.32	3.80	778.95
	Min	3.56	739.97	3.50	739.69	3.50	741.84
	S/N ratio	-11.56	-	-11.10	-	-10.99	-
EP3	Average	3300.90	1391.73	3370.85	1417.52	3258.88	1337.59
	Std. Dev.	98.25	136.72	3.65	55.96	159.74	136.59
	Max	3374.68	1540.47	3376.62	1568.18	3365.66	1585.33
	Min	3031.69	1218.52	3361.27	1272.14	2814.06	1238.39
	S/N ratio	-70.36	-	-70.55	-	-70.23	-
EP4	Average	7.11	904.06	7.01	895.76	7.12	900.85
	Std. Dev.	0.27	6.00	0.23	24.83	0.31	3.12
	Max	7.74	919.19	7.59	919.19	7.63	907.55
	Min	6.81	895.48	6.61	810.19	6.48	896.23
	S/N ratio	-17.03	-	-16.90	-	-17.03	-

ตารางที่ 4. (ต่อ) การเปรียบเทียบผลตอบสนองของ วิธี FPA วิธี EKO และวิธี ROA สำหรับปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรม

Model	ตัวชี้วัด	FPA	time	EKO	time	ROA	time
EP5	Average	1.66	1153.58	1.68	1106.68	1.62	1030.08
	Std. Dev.	0.03	124.09	0.06	100.47	0.03	25.04
	Max	1.70	1412.95	1.80	1424.68	1.69	1094.23
	Min	1.60	1043.02	1.60	1001.39	1.59	1010.08
	S/N ratio	-4.38	-	-4.51	-	-4.19	-

ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลตัวอย่าง ค่ามากที่สุด ค่าน้อยที่สุด และค่า S/N ratio จากทั้ง 3 วิธี ในตารางที่ 4 พบว่าปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางวิศวกรรมที่ 1- 5 วิธีโรเตอร์นั้น มีความสามารถในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดมากที่สุด และใช้เวลาในการค้นหาคำตอบอยู่ในระดับกลาง



รูปที่ 2. การหาคำตอบของ วิธี FPA วิธี EKO และวิธี ROA สำหรับปัญหา UP8

นอกจากนั้นการประเมินและทดสอบประสิทธิภาพของวิธีเมตาฮิวริสติก 3 วิธีการ วิธีโรเตอร์มีระบบการปรับปรุงคำตอบให้ผลตอบสนองที่ดีมากกว่าวิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์ และวิธีผสมเกสรของดอกไม้นี้ เพราะมีการแบ่งกลุ่มการพัฒนาคำตอบเป็น 4 กลุ่ม กลุ่ม Bypass Riders กลุ่ม Followers กลุ่ม Over-Takers และกลุ่ม Attackers ซึ่งทำให้โอกาสในการพัฒนาคำตอบมีมากกว่าวิธีการเคลื่อนที่ของลิฟท์ที่มีการแบ่งรูปแบบการพัฒนาคำตอบ 3 รูปแบบ และวิธีผสมเกสรของดอกไม้ที่พัฒนาคำตอบ โดยใช้หลักการของการผสมเกสรเฉพาะที่ และการผสมเกสรแบบวงกว้าง ซึ่งถือเป็นข้อได้เปรียบในการพัฒนาคำตอบของวิธีโร

เดอร์ จากรูปที่ 2 แสดงรูปการลู่เข้าหาคำตอบของทั้ง 3 วิธี สำหรับปัญหาสมการพหุนามดีกรีสาม พบว่าวิธีไรเตอร์สามารถลู่เข้าหาคำตอบได้รวดเร็วกว่าวิธีการอื่น เพราะมีการพัฒนาคำตอบในหลากหลายสมการและหลากหลายรูปแบบ จึงเป็นข้อดีของวิธีการไรเตอร์ ในงานวิจัยของ Mahdavi และคณะ [24] พบว่าค่าพารามิเตอร์ของแต่ละวิธีการมีผลต่อการปรับปรุงคำตอบอย่างมาก ดังนั้นการปรับค่าพารามิเตอร์ในบางปัญหาหรือในบางระบบ วิธีการเคลื่อนที่ของลิฟต์และวิธีผสมเกสรของดอกไม้ อาจสามารถหาคำตอบที่เหมาะสมกว่าวิธีไรเตอร์ก็เป็นได้ สำหรับงานวิจัยในอนาคตทางคณะผู้วิจัยขอแนะนำให้ทำการทดสอบค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของแต่ละวิธีโดยใช้การออกแบบการทดลอง เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในการทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการทั้ง 3 วิธี กับปัญหาที่มีความซับซ้อนมากขึ้น เช่น ปัญหาการจัดตารางการผลิต ปัญหาการจัดเส้นทางรถโดยสาร ปัญหาการออกแบบทางวิศวกรรม และปัญหาการวางแผนการผลิตรวม [25] รวมถึงวิธีการผสมผสาน (Hybridization) กับวิธีการอื่นเพื่อพัฒนาประสิทธิภาพของวิธีการทางเมตาฮิวริสติกให้ดีขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

บทความวิจัยฉบับนี้ได้รับการสนับสนุนอุดหนุนการวิจัยจากสำนักงานคณะกรรมการส่งเสริมวิทยาศาสตร์ วิจัยและนวัตกรรม (สกสว.) ปีงบประมาณ 2565

เอกสารอ้างอิง (References)

- [1] Hao, J.K. and Solnon, C. 2020. Metaheuristics and artificial intelligence. In *A Guided Tour of Artificial Intelligence Research*. Springer, Berlin, 27–52.
- [2] Kaveh, M. and Mesgari, M.S. 2023. Application of metaheuristic algorithms for training neural networks and deep learning architectures: a comprehensive review. *Neural Processing Letters*, 55, 4519–4622, <https://doi.org/10.1007/s11063-022-11055-6>.
- [3] Pavai, G. and Geetha, T.V. 2019. New crossover operators using dominance and co-dominance principles for faster convergence of genetic algorithms. *Soft Computing*, 23, 3661–3686, <https://doi.org/10.1007/s00500-018-3016-1>.
- [4] Storn, R. and Price, K. 1997. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization*, 11(4), 341–359.
- [5] Kennedy, J. and Eberhart, R. 1995. Particle Swarm Optimization. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, 1942–1948.
- [6] Dorigo, M., Maniezzo, V. and Coloni, A. 1996. Ant system: optimisation by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B*, 26, 29–41, <http://doi.org/10.1109/3477.484436>.
- [7] Hansen, P., Mladenović, N. and Moreno Pérez, J.A. 2008. Variable neighbourhood search. *Metaheuristic procedures for training neural networks methods and applications*, 319–360, <https://doi.org/10.1007/s10288-008-0089-1>.

- [8] Yang, X.S. 2012. Flower pollination algorithm for global optimization. *lecture notes in computer science*, 7445, 240-249.
- [9] Luangpaiboon, P., Aungkulanon, P., Ruekasaem, L. and Montemanni, R. 2022. An elevator kinematics optimization algorithm based on a large neighborhood search for optimizing simulated industrial problems. *Proceedings of the 2022 9th International Conference on Industrial Engineering and Applications (Europe) (ICIEA-2022-Europe)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 92–97.
- [10] Binu, D. and Kariyappa, B.S. 2019. RideNN: A new rider optimization algorithm-based neural network for fault diagnosis in analog circuits. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 68(1), 2–26, <https://doi.org/10.1109/TIM.2018.2836058>.
- [11] Glover, F. and Kochenberger, G.A. 2003. *Handbook of metaheuristics*. Springer New York, New York.
- [12] Bandyopadhyay, D. 2008. A simulated annealing-based multi objective optimization algorithm: AMOSA. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 12(3), 269-283, <https://doi.org/10.1109/TEVC.2007.900837>.
- [13] Cvijovic, D. and Klinowski, J. 1995. Taboo search: an approach to the multiple minima problem. *Science*, 267, 664-666, <https://doi.org/10.1126/science.267.5198.664>.
- [14] Yang, X.S. 2014. *Nature Inspired Optimisation Algorithm*. Elsevier Inc., London.
- [15] Kumpanya, D. 2018. Parameter identification of DC motor model by flower pollination algorithm. *RMUTSB ACADEMIC JOURNAL*, 6(2), 207-219.
- [16] Aungkulanon, P., Luangpaiboon, P. and Montemanni, R. 2018. An elevator kinematics optimisation method for aggregate production planning based on fuzzy MOLP model. *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 7(4), 422-427, <https://doi.org/10.18178/ijmerr.7.4.422-427>.
- [17] Luangpaiboon, P. and Juttijudata, S. 2023. Adaptive elevator kinematics optimization based dual response algorithm for determining proper levels in plaster milling process parameters. *Scientific Reports*, 13, 8855, <https://doi.org/10.1038/s41598-023-35119-2>.
- [18] Wang, G., Yuan, Y. and Guo, W. 2019. An improved rider optimization algorithm for solving engineering optimization problems. *IEEE Access*, 7, 80570–80576, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2923468>.
- [19] Kumar, R., Rohitash, K. and Banyal. 2021. Rider Optimization Algorithm (ROA): An optimization solution for engineering problem. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*, 12(12), 3197-3201, <https://doi.org/10.17762/turcomat.v12i12.7994>.
- [20] Chai-Ead, N., Aungkulanon, P. and Luangpaiboon, P. 2012. Nature-Inspired Algorithms of Bees, Firefly and Bat for Noisy Non-Linear Optimisation Problems. *IAENG Transactions on Engineering Technologies*, 7, 62-77.

- [21] Pansare, V.B. and Kavade, M.V. 2012. Optimization of cutting parameters in multipass turning operation using ant colony algorithm. *International Journal of Engineering Science & Advanced Technology*, 2(4), 955-960, https://doi.org/10.1142/9789814390019_0005.
- [22] Shivakoti, I., Diyaley, S., Kibria, G. and Pradhan, B.B. 2012. Analysis of Material Removal Rate using Genetic Algorithm Approach. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 3(5), 1-6.
- [23] Khan, Z., Prasad, L.B. and Singhl, T. 1997. Machine Condition Optimisation by Genetic Algorithms and Simulated. *Computers & Operations Research*, 24(7), 647-657, [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(96\)00077-9](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(96)00077-9).
- [24] Mahdavi, M., Fesanghary, M. and Damangir, E. 2007. An improved harmony search algorithm for solving optimization problems. *Applied Mathematics and Computation*. 188(2), 1567-1579, <https://doi.org/10.1016/j.amc.2006.11.033>.
- [25] Ruekkasaem, L. and Aungkulanon, P. 2020. Comparison of forecasting methods for Aggregate Production Planning in Cleanroom Apparel Factory. *Phranakhon Rajabhat Research Journal (Science and Technology)*, 15(1), 86-100.