



การพัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางการทำงานของแพทย์ที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้ขั้นตอนวิธี  
นกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุง



อัจฉรา ทองสมัย

วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนครสวรรค์  
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมการจัดการ  
ปีการศึกษา 2567  
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนครสวรรค์

การพัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางการทำงานของแพทย์ที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้ขั้นตอนวิธี  
นกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุง



วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนเรศวร  
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมการจัดการ  
ปีการศึกษา 2567  
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

วิทยานิพนธ์ เรื่อง "การพัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางการทำงานของแพทย์ที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้  
ขั้นตอนวิธีนกอัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุง"

ของ อัจฉรา ทองสมัย

ได้รับการพิจารณาให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมการจัดการ

### คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.รัชชัย เทพกรณ์)

..... ประธานที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์  
(ดร.สายสัมพันธ์ ชื่นเจริญ)

..... กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายใน  
(รองศาสตราจารย์ ดร.ภูพงษ์ พงษ์เจริญ)

อนุมัติ

.....  
(รองศาสตราจารย์ ดร.กรรองกาญจน์ ชูทิพย์)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

<b>ชื่อเรื่อง</b>	การพัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางการทำงานของแพทย์ที่เหมาะสมที่สุด โดยใช้ขั้นตอนวิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุง
<b>ผู้วิจัย</b>	อัจฉรา ทองสมัย
<b>ประธานที่ปรึกษา</b>	ดร.สายสัมพันธ์ ชื่นเจริญ
<b>ประเภทสารนิพนธ์</b>	วิทยานิพนธ์ วศ.ม. วิศวกรรมการจัดการ, มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2567
<b>คำสำคัญ</b>	การจัดตารางการทำงานของแพทย์, ปัญหาเอ็นพีแบบยาก, เมต้าฮิวริสติกส์, วิธีฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์, เครื่องมือช่วยจัดตาราง

### บทคัดย่อ

ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์มีความยากและความซับซ้อน เนื่องจากต้องตอบสนองความต้องการของแพทย์ โรงพยาบาล และต้องทำตามกฎหมายแรงงาน ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ถูกจัดอยู่ในประเภทการจัดตารางบุคลากรเพื่อจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัดให้ได้รับการมอบหมายงานที่มีอยู่อย่างเหมาะสม ปัญหาการจัดตารางถูกจัดให้เป็นปัญหาเอ็นพีแบบยาก หากตัวปัญหานั้นไม่ถูกจำกัดด้วยข้อบังคับที่มีจำนวนมากเกินไป จนทำให้พื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้ลดลงจำนวนมาก การแก้ปัญหาในกลุ่มเอ็นพีแบบยากต้องเลือกใช้วิธีแก้ปัญหาที่มีความเหมาะสม ซึ่งกลุ่มวิธีที่ได้รับการยอมรับสำหรับการแก้ปัญหาประเภทนี้คือกลุ่มวิธีเมต้าฮิวริสติกส์ เช่น วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วยการค้นหาแบบสุ่ม วิธีนักล่าแห่งท้องทะเล หรือวิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ เป็นต้น

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอสิ่งใหม่ในหลายประเด็น ได้แก่ การประยุกต์ใช้วิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ทั้งแบบดั้งเดิม แบบที่ได้รับการปรับปรุงจำนวนสองวิธี และแบบผสมผสานอีกจำนวนสองวิธี เพื่อแก้ปัญหการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในแผนกผู้ป่วยหนัก (Intensive Care Unit: ICU) วิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์เป็นวิธีที่มีข้อดีหลายด้าน เช่น เป็นวิธีการที่ใช้งานง่าย มีจำนวนพารามิเตอร์น้อย คือ ประชากรนิกฮัมมิงเบิร์ดและจำนวนรอบการวนซ้ำ ทั้งนี้พารามิเตอร์ทั้งสองถูกนำมารวมเข้าด้วยกัน ทำให้วิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์จะเหลือจำนวนพารามิเตอร์เพียงตัวเดียว โดยมีการลู่เข้าหาคำตอบที่ดีที่สุดอย่างรวดเร็ว และมีประสิทธิภาพสูงในการใช้ประโยชน์จากการสำรวจเพื่อหาคำตอบที่เป็นไปได้ใหม่ (Exploration) และการเลือกคำตอบโดยอาศัยความรู้เดิมที่มีอยู่ก่อนแล้ว (Exploitation) เป็นต้น

ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ที่นำมาใช้เป็นโจทย์ปัญหาจริง ที่เป็นการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในแผนก ICU ที่ต้องให้บริการตลอด 24/7 โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด งานวิจัยนี้ได้พัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางการทำงานของแพทย์ เครื่องมือนี้ถูกพัฒนาขึ้นด้วยการเขียนคำสั่งที่ถูกแยกออกเป็นส่วน ๆ แล้วนำมาประกอบกันเพื่อประมวลผลโดยใช้ Visual Basic for Applications (VBA) เครื่องมือถูกทวนสอบความถูกต้องและการใช้งานได้จริงกับโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาวางแผนสี่สัปดาห์ และนำมาแก้ปัญหาที่มีรอบระยะเวลาวางแผนอีกสี่ระยะที่ได้มาจากการเพิ่มและการปรับลดขนาดจากโจทย์ดั้งเดิม (1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์) นอกจากนี้วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ยังได้รับการปรับปรุงเข้ากับตัวดำเนินการอื่นและเพิ่มจำนวนการรบกวนคำตอบ และยังได้มีการผสมผสานเข้ากับวิธีการนกล่าแห่งท้องทะเล (Marine Predators Algorithm: MPA) ที่ใช้การเลือกคำตอบโดยอาศัยความรู้เดิมที่มีอยู่ก่อนแล้วขั้นสูง (High exploitation) และใช้การรบกวนคำตอบของวิธีนกล่าแห่งท้องทะเลเพื่อเพิ่มจำนวนการรบกวนคำตอบทุกคำตอบ วิธีการทั้งห้ารูปแบบข้างต้นถูกสอบผ่าน 3 การทดลอง การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบดั้งเดิม แบบปรับปรุง และแบบผสมผสาน

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ที่ได้รับการผสมผสานเข้ากับวิธีนกล่าแห่งท้องทะเลด้วยการเพิ่มจำนวนการรบกวนคำตอบ (Hybridization Artificial Hummingbird Algorithm with Marine Predators Algorithm Fish Aggregating Devices: HAH with MPA FADs) ให้ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานดีกว่าวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดแบบดั้งเดิมและดีกว่าการปรับปรุงในแบบอื่น ๆ ขั้นตอนการค้นหาคำตอบสามารถให้ผลลัพธ์ ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และการลู่เข้าของคำตอบที่ดีที่สุดในทุกรอบระยะเวลาวางแผน และยังแสดงให้เห็นว่าการนำวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้แก้ปัญหางานวิจัยนี้ควรกำหนดขนาดประชากรนกฮัมมิงเบิร์ดให้มีขนาดเล็กและกำหนดจำนวนรอบการค้นหาคำตอบต่อหนึ่งการทดลองให้มาก การวิเคราะห์ผลทางสถิติยืนยันว่าทั้งห้าวิธีการไม่ส่งผลกระทบต่อคำตอบทางสถิติในช่วงความเชื่อมั่น 95% แต่อย่างไรก็ตามวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ที่ได้รับการผสมผสานเข้ากับวิธีนกล่าแห่งท้องทะเลด้วยการเพิ่มจำนวนการรบกวนคำตอบเป็นวิธีการปรับปรุงที่ให้ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ดีที่สุด การวิเคราะห์ในด้านเวลาการค้นหาคำตอบเมื่อโจทย์ปัญหามีขนาดใหญ่ขึ้นมีแนวโน้มจะใช้เวลาในการค้นหาคำตอบมากขึ้น เมื่อเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/1$  ที่มีการใช้จำนวนประชากรสูง ( $N$ ) ส่งผลให้เวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบเพิ่มขึ้นตามไปด้วย หรือกล่าวได้ว่าจำนวนประชากรที่เลือกใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/1$  แปร

ผันตรงกับเวลาที่ในการค้นหาคำตอบ และวิธีการแบบผสมผสาน (Hybridization) จะใช้เวลาในการค้นหาคำตอบมากกว่าวิธีการแบบปรับปรุง (Modification) และวิธีการแบบดั้งเดิม (AHA original)



<b>Title</b>	DEVELOPMENT OF AN OPTIMIZING PHYSICIAN SCHEDULING TOOL USING A MODIFIED ARTIFICIAL HUMMINGBIRD ALGORITHMS
<b>Author</b>	Atchara Thongsamai
<b>Advisor</b>	Dr. Saisumpan Sooncharoen
<b>Academic Paper</b>	M.Eng. Thesis in Management Engineering, Naresuan University, 2024
<b>Keywords</b>	Physician scheduling, NP-hard, Metaheuristics, Artificial Hummingbird Algorithm, Scheduling tool

### ABSTRACT

The problem of scheduling physicians is challenging and complex due to the need to accommodate the preferences of physicians, hospitals, and legal requirements. Physician scheduling falls into the category of personnel scheduling, where the goal is to assign available tasks appropriately within limited resources. The scheduling problem becomes NP-hard if it not constrained by an excessive regulations, resulting in reducing the feasible solution space. Dealing with difficult situations in an NP-hard group requires choosing an appropriate problem-solving method. The widely accepted approach for solving this type of problem is the metaheuristics group, such as Random Search Optimization (RSO), Marine Predators Algorithm (MPA), or Artificial Hummingbird Algorithm (AHA).

This research work made some contributions: these include the application of the Artificial Hummingbird Algorithm (AHA), two modified versions of it, and a hybrid of two other methods to solve the physician scheduling problem in intensive care units (ICU department). The AHA offers several advantages such as ease of use, less parameters (combining both population size and iteration count into one), rapid convergence towards the best solution, and high efficiency in utilizing both exploration and exploitation.

This research tackled a real-world physician scheduling problem concerning medical staff in an ICU department that operates 24/7 with the objective of reducing overall overtime. A novel Artificial Hummingbird Physician Scheduling tool (AHPS tool), according to the modular format then assembling them for processing using Visual Basic for Applications (VBA). This tool was rigorously verified and validated with a four-week planning horizon, addressing scheduling problems with an additional four problems derived from the expansion and reduction of the original problem. Additionally, the Artificial Hummingbird Algorithm underwent enhancements by adapting it with other operators and increasing the number of perturbed solutions. Furthermore, hybridization with the Marine Predators Algorithm, which employs advanced exploitation strategies, was conducted by perturbing solutions from both methods to augment the perturbation diversity. These proposed methods were computationally tested in three experiments. The first experiment was physician scheduling to apply AHA. The second experiment was physician scheduling to apply modification AHA (MAHA). The last experiment was physician scheduling to apply hybridization AHA (HAHA).

The experimental results demonstrate that the Hybridization Artificial Hummingbird Algorithm with Marine Predators Algorithm Fish Aggregating Devices (HAHA with MPA FADs) outperforms both the original hummingbird optimization method and the refined versions in terms of average values and standard deviations. The search process yields better results, with improved convergence towards the best solution in every planning horizon. Moreover, the adaptation of the hummingbird optimization method for this research problem suggests that a smaller population size and a larger number of iterations per experiment should be considered. Statistical analysis confirms that all five methods do not significantly affect the statistical confidence interval at 95%. However, the HAHA with MPA FADs method proves to be the most promising improvement in terms of both average values and standard deviations. In run time average analysis, as the size of the problem increases, the



tendency is for the search for answers to take more time. When choosing the parameter  $N/l$  with a higher population size ( $N$ ), it results in increased search time for finding the answer. In other words, the population size used in the  $N/l$  parameter direct variation with the search time for finding the answer. Hybridization methods take more time to find answers compared to modification and the original AHA methods.



## ประกาศคุณูปการ

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณในความกรุณาของ ดร.สายสัมพันธ์ ชื่นเจริญ ประธานที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์เป็นอย่างสูง ที่ได้สละเวลาอันมีค่าคอยให้ความช่วยเหลือ คำปรึกษาและชี้แนะแนวทางที่ถูกต้องในการจัดทำวิทยานิพนธ์และการตีพิมพ์บทความ ตั้งแต่เริ่มต้นค้นหาหัวข้อวิทยานิพนธ์ หัวข้อการตีพิมพ์บทความ ตลอดจนระยะเวลาในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ และบทความทั้งสองฉบับขึ้นมา ขอกราบขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์อันประกอบไปด้วย ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.รัชชัย เทพกรณ์ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และ รองศาสตราจารย์ ดร.ภูพงษ์ พงษ์เจริญ กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายในมหาวิทยาลัยนเรศวร ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำตลอดจนแก้ไขข้อบกพร่องของวิทยานิพนธ์ด้วยความเอาใจใส่ จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้อย่างสมบูรณ์และทรงคุณค่า

ขอขอบพระคุณทุนสนับสนุนการศึกษาสำหรับนิสิตปริญญาโท ของคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร ที่ให้การสนับสนุนทุนการศึกษาในระดับปริญญาโทตลอดหลักสูตรการศึกษา นอกจากนี้ขอขอบพระคุณอาจารย์ และเจ้าหน้าที่ในภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวรทุกท่าน ที่คอยช่วยเหลือให้คำแนะนำ และอำนวยความสะดวกต่าง ๆ ในระหว่างการจัดทำวิทยานิพนธ์

เหนือสิ่งอื่นใดขอกราบพระคุณบิดา มารดา รวมถึงบุคคลในครอบครัวและกัลยาณมิตรทุกท่านของผู้วิจัยที่ให้กำลังใจและให้การสนับสนุนในทุก ๆ ด้านอย่างดีที่สุดเสมอมา ขอขอบพระคุณพี่น้อง ทั้งที่เรียนอยู่และจบไปแล้วในสาขาวิศวกรรมการจัดการ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง พี่เอย พี่กล้า พี่อ้อย พี่กำไร และเพื่อนปิ่น ที่คอยให้ความช่วยเหลือ คำปรึกษา คำแนะนำ และกำลังใจอยู่เสมอ

คุณค่าและคุณประโยชน์อันพึงจะมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบและอุทิศแด่ผู้มีพระคุณทุก ๆ ท่าน ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่า งานวิจัยนี้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้สนใจในลักษณะนี้ไม่มากนัก

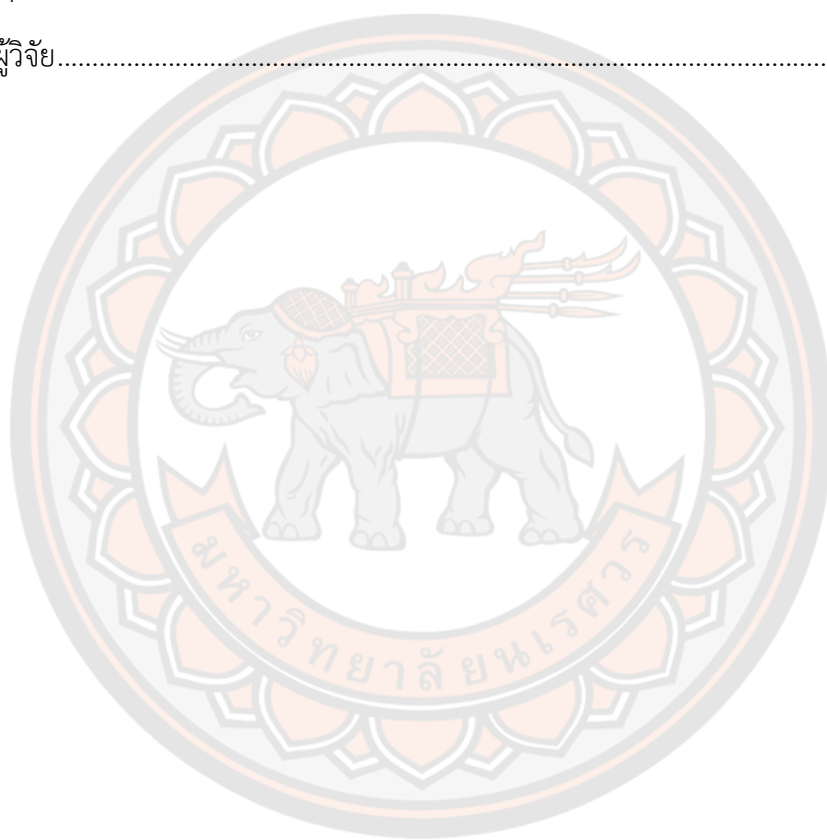
อัจฉรา ทองสมัย

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	ฉ
ประกาศคุณูปการ.....	ฌ
สารบัญ.....	ญ
สารบัญตาราง.....	ฐ
สารบัญภาพ.....	ฌ
บทที่ 1 บทนำ .....	1
ความเป็นมาของปัญหา .....	1
จุดมุ่งหมายของการวิจัย .....	3
ขอบเขตของงานวิจัย .....	3
ข้อตกลงเบื้องต้น .....	3
สมมติฐานของการวิจัย .....	5
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ .....	5
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	6
ปัญหาการจัดตารางบุคลากร .....	6
ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์.....	7
วิธีการหาค่าที่เหมาะสม .....	11
การทบทวนวรรณกรรม .....	14
การออกแบบการทดลองและการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ.....	43
การทวนสอบความถูกต้อง (Verification) ของเครื่องมือการจัดตาราง และการตรวจสอบการ ใช้งานได้จริง (Validation) ของตัวแบบจำลอง .....	49

ภาษาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ Visual Basic for Applications (VBA).....	50
ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการจัดตารางการทำงานของแพทย์อ้างอิงจากข้อมูลของ Hidri et al. (2020).....	50
การปรับปรุงประสิทธิภาพในการหาคำตอบของวิธีเมต้าฮีริสติกส์.....	57
บทที่ 3 วิธีดำเนินการ.....	61
เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....	61
ชุดข้อมูลที่นำมาใช้เป็นปัญหาวิจัย.....	61
การประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีนักษัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์เพื่อแก้ปัญหการจัดตารางการทำงานของ แพทย์.....	65
วิธีดำเนินการทดลอง.....	78
ขั้นตอนการพัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยวิธี AHA.....	86
บทที่ 4 ผลการวิจัย.....	91
ผลการทดลองที่ 1 การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนักษัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์.....	91
ผลการทดลองที่ 2 การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนักษัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบ ปรับปรุง.....	99
ผลการทดลองที่ 3 การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนักษัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบ ผสมผสาน.....	103
การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ AHA, MAHA, และ HAHA.....	107
บทที่ 5 บทสรุป.....	125
สรุปผลการวิจัยของการทดลองที่ 1.....	127
อภิปรายผลการทดลองที่ 1.....	127
สรุปผลการวิจัยของการทดลองที่ 2.....	129
อภิปรายผลการทดลองที่ 2.....	129
สรุปผลการวิจัยของการทดลองที่ 3.....	130
อภิปรายผลการทดลองที่ 3.....	131

สรุปการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ AHA, MAHA, และ HAHA.....	131
อภิปรายการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ AHA, MAHA, และ HAHA...	132
แนวทางการนำงานวิจัยไปใช้ประโยชน์ .....	136
งานวิจัยในอนาคต .....	138
ข้อเสนอแนะ.....	138
บรรณานุกรม.....	139
ประวัติผู้วิจัย.....	166



## สารบัญตาราง

### หน้า

ตาราง 1 ตัวอย่างเมตาดาต้าฮิวริสติกส์แบบคำตอบเดี่ยวและแบบประชากร .....	13
ตาราง 2 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์.....	17
ตาราง 3 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการหาคำตอบ AHA.....	23
ตาราง 4 การเปรียบเทียบคำศัพท์ระหว่างขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (GA) กับขั้นตอนวิธีนิกฮัมมิงเบิร์ด ประดิษฐ์ (AHA).....	41
ตาราง 5 การเปรียบเทียบข้อดีข้อด้อยของ AHA.....	43
ตาราง 6 การออกแบบการทดลองเชิงแฟกทอเรียลกรณีที่มี 2 ปัจจัย .....	46
ตาราง 7 การวิเคราะห์ ANOVA ที่มีปัจจัยการทดลองจำนวน 2 ปัจจัย.....	47
ตาราง 8 วิเคราะห์ทางสถิติแบบอิงค่าพารามิเตอร์และที่ไม่ใช้ค่าพารามิเตอร์พร้อมคุณลักษณะ สำคัญ .....	48
ตาราง 9 ชุดข้อมูลที่นำมาใช้เป็นปัญหาวิจัย .....	62
ตาราง 10 การทดลองจัดตารางแพทย์ด้วยตนเอง 1 สัปดาห์ .....	63
ตาราง 11 การวิเคราะห์การทดลองจัดตารางแพทย์ด้วยตนเอง 1 สัปดาห์ .....	64
ตาราง 12 ตารางการทำงานที่ได้จากการประมวลผลของ AHPS tool สำหรับปัญหาที่มีรอบระยะเวลา วางแผน 4 สัปดาห์ .....	96
ตาราง 13 การวิเคราะห์ตารางการทำงานที่ได้จากการประมวลผลของ AHPS tool สำหรับปัญหาที่มี รอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์ .....	97
ตาราง 14 การกำหนดระดับของค่าพารามิเตอร์ $N/I$ สำหรับวิธี AHA.....	98
ตาราง 15 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี AHA ของการ ทดลองที่ 1 .....	99
ตาราง 16 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี MAHA-IMF ของ การทดลองที่ 2.....	100

ตาราง 17 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี MAHA-0.2MF ของการทดลองที่ 2.....	102
ตาราง 18 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี HAHA with MPA high exploitation ของการทดลองที่ 3.....	105
ตาราง 19 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี HAHA with MPA FADs ของการทดลองที่ 3.....	106
ตาราง 20 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs.....	109
ตาราง 21 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of variance: ANOVA) ด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95%.....	110
ตาราง 22 ผลการวิเคราะห์ Mann-Whitney Test ด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95%.....	113
ตาราง 23 ผลการทดสอบความแตกต่างของข้อมูล 2 ชุดด้วยวิธี Mann-Whitney Test ด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95%.....	115
ตาราง 24 แสดงวิธีการและค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับแต่ละรอบระยะเวลาวางแผน.....	116
ตาราง 25 แสดงเวลาเฉลี่ยรวมของการค้นหาคำตอบจากการทดลองทั้งหมด.....	124

## สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพ 1 จำนวนบทความที่ตีพิมพ์ในแต่ละปีเกี่ยวกับปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์.....	7
ภาพ 2 ประเภทของปัญหาการจัดตารางบุคลากร.....	8
ภาพ 3 ประเภทของปัญหาการจัดตารางทำงานของแพทย์.....	9
ภาพ 4 วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด.....	12
ภาพ 5 ขั้นตอนการทบทวนวรรณกรรมการจัดตารางการทำงานของแพทย์.....	16
ภาพ 6 ขั้นตอนการทบทวนวรรณกรรมอ้างอิงขั้นตอนวิธีนกอฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์.....	22
ภาพ 7 พฤติกรรมการหาอาหารสามกลุ่ของนกอฮัมมิงเบิร์ด.....	36
ภาพ 8 พฤติกรรมการบินสามวิธีของนกอฮัมมิงเบิร์ด.....	36
ภาพ 9 ตารางเยี่ยมชมที่มีจำนวนประชากรนกอฮัมมิงเบิร์ดห้าตัว.....	37
ภาพ 10 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีนกอฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์.....	42
ภาพ 11 ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อการทำงาน.....	44
ภาพ 12 กลยุทธ์ในการกำหนดค่าพารามิเตอร์.....	57
ภาพ 13 การแบ่งทีมแพทย์.....	62
ภาพ 14 อาคารแผนก ICU ประกอบด้วยสามอาคารและช่วงเวลาการทำงาน.....	62
ภาพ 15 ผังงาน AHPS tool.....	66
ภาพ 16 ตัวอย่างการสร้างคำตอบหนึ่งคำตอบ.....	67
ภาพ 17 แสดงตัวอย่างการเข้ารหัส.....	68
ภาพ 18 การสร้างตารางเยี่ยมชมเริ่มต้น.....	68
ภาพ 19 แสดงตัวอย่างการปรับปรุงคำตอบให้เป็นไปตามข้อบังคับ.....	69
ภาพ 20 แสดงขั้นตอนการเลือกแหล่งอาหาร.....	71
ภาพ 21 อัปเดตตารางการเยี่ยมชม.....	72



ภาพ 22 แสดงการอัปเดตตารางเยี่ยมชมเมื่อการปรับปรุงด้วย AHA ดีกว่าค่าคำตอบเริ่มต้น .....	74
ภาพ 23 แสดงตัวอย่างการปรับปรุงคำตอบแบบ Migration foraging.....	76
ภาพ 24 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA กับ MAHA - IMF .....	80
ภาพ 25 แสดงตัวอย่างการเลือกตำแหน่งและทำการเรียงคำตอบใหม่ .....	80
ภาพ 26 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA กับ MAHA - 0.2MF.....	81
ภาพ 27 แสดงการเปรียบเทียบการทำ Migration foraging ของวิธี AHA กับ MAHA - 0.2MF.....	82
ภาพ 28 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA กับ HAHA - MPA high exploitation .....	83
ภาพ 29 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA กับ HAHA - MPA FADs .....	85
ภาพ 30 แสดงการเปรียบเทียบการทำ Perturbation ของวิธี AHA กับ HAHA - MPA FADs.....	85
ภาพ 31 ภาพหน้าจอเริ่มต้นการเข้าสู่เครื่องมือ .....	87
ภาพ 32 User Form เพื่อกำหนดข้อมูลที่เกี่ยวข้อง .....	88
ภาพ 33 การเลือกชุดข้อมูลผ่าน Graphic User Interface.....	88
ภาพ 34 ตัวอย่างส่วนแสดงผลของคำตอบเริ่มต้น .....	89
ภาพ 35 ตัวอย่างส่วนแสดงผลของผลการจัดตารางการทำงานของแพทย์ .....	90
ภาพ 36 ซีสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาวางแผน 1 สัปดาห์.....	92
ภาพ 37 ซีสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาวางแผน 2 สัปดาห์.....	93
ภาพ 38 ซีสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์.....	93
ภาพ 39 ซีสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาวางแผน 8 สัปดาห์.....	94
ภาพ 40 ซีสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์ .....	94
ภาพ 41 กราฟแสดงผลกระทบหลักของพารามิเตอร์ N/I โดยใช้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลา ทั้งหมด .....	111
ภาพ 42 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาวางแผน 1 สัปดาห์ .....	120
ภาพ 43 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาวางแผน 2 สัปดาห์ .....	121

ภาพ 44 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์.....	121
ภาพ 45 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาวางแผน 8 สัปดาห์.....	122
ภาพ 46 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์.....	122



# บทที่ 1

## บทนำ

### ความเป็นมาของปัญหา

แผนกผู้ป่วยหนัก (Intensive Care Unit: ICU) เป็นแผนกดูแลผู้ป่วยที่อยู่ในภาวะวิกฤติ เพื่อรักษาผู้ป่วยที่มีอาการหนักเสี่ยงต่อการเสียชีวิต หรือผู้ป่วยที่ได้รับการผ่าตัด โดยผู้ป่วยที่ได้รับการรักษาภายในแผนกนี้จะต้องเป็นผู้ป่วยที่มีอาการบาดเจ็บค่อนข้างรุนแรง หรือมีภาวะล้มเหลวของระบบอวัยวะต่าง ๆ ในร่างกายพร้อม ๆ กัน เช่น ระบบทางเดินหายใจ ระบบหลอดเลือดหัวใจ ระบบทางเดินอาหาร หรือส่วนอื่น ๆ ที่สำคัญของร่างกายล้มเหลว ดังนั้นแผนก ICU จึงเป็นแผนกที่แพทย์พยาบาล และเจ้าหน้าที่ที่เกี่ยวข้องต้องดูแลผู้ป่วยอย่างใกล้ชิดจนกว่าผู้ป่วยจะมีอาการดีขึ้น แผนก ICU เป็นแผนกที่ต้องทำงานตลอด 24 ชั่วโมง ทำงาน 7 วันต่อสัปดาห์ เพื่อให้สามารถช่วยเหลือผู้ป่วยได้อย่างทันท่วงที ซึ่งภาระงานมักจะเกินความสามารถของแผนก ICU และทำให้แพทย์ต้องทำงานมากกว่าเวลาที่กำหนดไว้ ก่อให้เกิดการอดนอน ความเหนื่อยล้า ความอ่อนเพลีย ความกดดัน ความเครียดทั้งทางร่างกายและจิตใจซึ่งเป็นปัญหาที่มักเกิดขึ้นกับแพทย์ ส่งผลให้แพทย์มักลาออกจากการทำงาน (Hidri et al., 2020) การจัดตารางการทำงานของแพทย์ (Physicians Scheduling) ที่มีการกระจายปริมาณงานอย่างเท่าเทียม เสมอภาค และมีความเป็นธรรม จะทำให้เวลาการทำงานล่วงเวลา (Overtime) ลดลงและช่วยเพิ่มความพึงพอใจของแพทย์ได้อีกด้วย

ปัญหาการจัดตาราง (Scheduling Problem) คือ ปัญหาการจัดกำหนดการที่มีไว้สำหรับการจัดสรรงานที่มีอยู่ให้กับทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัดภายใต้ระยะเวลาที่กำหนด เพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้ ซึ่งเป็นการตัดสินใจเกี่ยวกับการจัดสรรทรัพยากร (Allocation) หรือการจัดลำดับงาน (Sequencing) (Salvendy, 2001) การจัดตารางเป็นกระบวนการของการจัดและเพิ่มประสิทธิภาพกิจกรรมการผลิตและบริการที่มีบทบาทสำคัญในภาคอุตสาหกรรม (Lenstra and Kan, 1981) ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ (Physicians Scheduling Problems) เป็นหนึ่งในปัญหาการจัดตาราง อยู่ในประเภทปัญหาการจัดตารางบุคคลกร (Personal Scheduling Problems) ซึ่งจัดเป็นปัญหาขนาดใหญ่ มีความซับซ้อน และมีข้อจำกัดเข้ามาเกี่ยวข้อง (Rahimi et al., 2022) ซึ่งถูกจัดอยู่ในกลุ่มของปัญหาประเภทเอ็นพีแบบยาก (Non-deterministic Polynomial-time hard: NP-hard) (Ozder et al., 2020) ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์มีความคล้ายกับปัญหาการจัดตารางพยาบาล แต่มีความแตกต่างกันอยู่หลายอย่างในแง่ของความชอบ ความต้องการ และความเชี่ยวชาญพิเศษ (Hidri et al., 2020)

ขั้นตอนวิธีค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดแบบดั้งเดิม (Conventional Optimization Algorithms: COAs) โดยอาศัยหลักทางคณิตศาสตร์ในการหาคำตอบ เป็นวิธีที่นิยมนำมาใช้แก้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์มากที่สุด เช่น วิธีการโปรแกรมจำนวนเต็มเชิงเส้น (Integer Linear Programming: ILP) วิธีการโปรแกรมจำนวนเต็มเชิงเส้นผสม (Mixed Integer Linear Programming: MILP) และวิธีการโปรแกรมเชิงสุ่ม (Stochastic Programming: SP) ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์เป็นปัญหาแบบ NP-hard เมื่อไม่ถูกจำกัดด้วยข้อบังคับที่มีจำนวนมากเกินไป โดยจำนวนคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมดเพิ่มขึ้นแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential) เมื่อปัญหามีขนาดใหญ่ขึ้น ทำให้วิธีการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดแบบดั้งเดิมไม่สามารถหาคำตอบหรืออาจใช้ระยะเวลาในการหาคำตอบนาน จึงมีผู้คิดค้นวิธีการค้นหาคำตอบที่สามารถแก้ปัญหาได้อย่างรวดเร็วเมื่อเทียบกับวิธีการแบบดั้งเดิม ถึงแม้ว่าค่าของคำตอบที่ได้นั้นจะไม่ใช่ค่าที่เหมาะสมที่สุดแต่เป็นคำตอบที่สามารถยอมรับได้ นั่นคือขั้นตอนวิธีค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยการประมาณ (Approximation Optimization Algorithms: AOAs) เช่น ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA), วิธีคอลัมน์เจเนอเรชัน (Column Generation: CG), การค้นหาแบบทาบู (Tabu Search: TS), วิธีการค้นหาแบบปรับตัวแบบสุ่มโลก (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure: GRASP), ขั้นตอนวิธีไซน์โคไซน์ (Sine Cosine Algorithm: SCA) และวิธีการค้นหาคำตอบในย่านใกล้เคียงแบบแปรผัน (Variable Neighborhood Search: VNS) ที่ผู้วิจัยพบวิธีการแก้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในการทบทวนวรรณกรรม ซึ่งวิธีการเหล่านี้จัดอยู่ในกลุ่มของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligent: AI) ที่เข้ามามีบทบาทอย่างมากในการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อน

จากการทบทวนวรรณกรรมปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในฐานข้อมูลนานาชาติ Scopus โดยใช้ขั้นตอนในการรวบรวมบทความเพื่อทำการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบ ซึ่งเป็นการประเมินคุณภาพงานวิจัยเชิงปริมาณตามเกณฑ์ (Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses: PRISMA) ของ Liberati et al. (2009) ณ วันที่ 29 มิถุนายน พ.ศ. 2567 พบว่ามีบทความวิจัยก่อนหน้านำเสนอการจัดตารางการทำงานของแพทย์ไม่มากนัก อีกทั้งลักษณะของปัญหายังมีความซับซ้อน ทำให้ผู้วิจัยเห็นช่องว่างในการทำวิจัย ในส่วนของวิธีในการแก้ปัญหาผู้วิจัยทำการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Algorithm: AHA) เนื่องจากวิธีการนี้เป็นวิธีการใหม่ที่ถูกนำเสนอในปี พ.ศ. 2565 และยังไม่ถูกประยุกต์ใช้ในปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ อีกทั้งวิธีการนี้เป็นวิธีการที่พัฒนาโดยได้รับแรงบันดาลใจจากชีวภาพของทักษะการบินและกลยุทธ์การหาอาหารอันชาญฉลาดของนกฮัมมิงเบิร์ดด้วยนกฮัมมิงเบิร์ดเองเป็นนกที่มีทักษะความจำดี จึงนำข้อดีนี้มาสร้างเป็นตารางเยี่ยมชม (Visit table) และนำมาประยุกต์ใช้ใน AHA (Zhao, Wang, et al., 2022)

### จุดมุ่งหมายของการวิจัย

1. เพื่อออกแบบและพัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์
2. ประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีนิกฮัมมิงเบิร์กประดิษฐ์ในการแก้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ พร้อมทั้งมีการปรับปรุงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบโดยการกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสม (Parameter setting) การปรับปรุง (Modification) และการผสมผสาน (Hybridization)

### ขอบเขตของงานวิจัย

ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการจัดตารางการทำงานของแพทย์อ้างอิงจากข้อมูลของ Hidri et al. (2020)

### ข้อตกลงเบื้องต้น

ข้อตกลงเบื้องต้นนี้ นำมาจากข้อบังคับในบทความของ Hidri et al. (2020) โดยผู้วิจัยได้แยกประเภทข้อบังคับออกเป็น 3 ประเภท เนื่องด้วยโจทย์ปัญหาที่นำมาี้มีความเฉพาะตัวทางด้านจำนวนอาคารในแผนก ICU ประเภทแรกเรียกว่าข้อบังคับหลักทั่วไป (General hard constraints) ข้อบังคับในประเภทนี้เป็นข้อบังคับที่สามารถพบได้ในโรงพยาบาลต่าง ๆ ประเภทที่สองคือข้อบังคับเฉพาะเจาะจง (Specific hard constraints) ข้อบังคับในประเภทนี้เกิดจากจำนวนอาคารที่เปิดให้บริการจากแผนก ICU โดยแต่ละอาคารให้บริการที่แตกต่างกัน และประเภทสุดท้ายเรียกว่าข้อบังคับรอง (Soft constraints) ที่กล่าวว่าแพทย์สามารถทำงานล่วงเวลาได้ เนื่องจากจำนวนแพทย์และจำนวนทีมแพทย์ที่มีอย่างจำกัดส่งผลให้เกิดการทำงานล่วงเวลา ยกเว้นถ้าโรงพยาบาลเพิ่มจำนวนทีมแพทย์ให้สมดุลกับภาระงานเพื่อให้การทำงานล่วงเวลาลดลง หรือไม่ให้เกิดการทำงานล่วงเวลา

#### ข้อบังคับหลักทั่วไป (General hard constraints)

1. ทุกต้นเดือนมีการกำหนดแพทย์ให้ทำงานในแผนก ICU แพทย์ที่มีอยู่จะถูกแบ่งออกเป็นทีมในรอบระยะเวลาวางแผน (Planning horizon) ที่ได้รับมอบหมายแพทย์ไม่สามารถย้ายหรือเปลี่ยนทีมได้
2. แพทย์ทุกคนต้องทำงานอย่างน้อยเท่ากับภาระงานขั้นต่ำ
3. แพทย์ถูกกำหนดให้อยู่ได้เพียงทีมเดียวที่ไม่ซ้ำกัน ทั้งนี้เพื่อสร้างการประสานงานและความเข้าใจระหว่างสมาชิกในทีม
4. จำนวนแพทย์ในแต่ละทีมต้องมีอย่างน้อยเท่ากับจำนวนอาคารที่ดูแลโดยแผนก ICU และไม่เกินสองเท่าของจำนวนอาคาร (ในงานวิจัยนี้ในแต่ละทีมต้องมีแพทย์อย่างน้อยสามคน แต่ต้องไม่เกินหกคน)

5. ทีมแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในช่วงเวลากลางคืน (Night shift) แล้ว ไม่สามารถมอบหมายให้ทีมแพทย์ดังกล่าวทำงานในเช้าหรือช่วงเวลาเช้า (Day shift) ถัดไปได้
6. ในช่วงเวลาเช้าทีมแพทย์แต่ละทีมต้องไม่ทำงานในอาคารที่เดียวกัน
7. แพทย์ทุกคนในทีมต้องทำงานเดียวกันในสถานที่เดียวกัน
8. อาคารแต่ละอาคารถูกมอบหมายให้ทีมแพทย์ที่แตกต่างกันในเวลาเดียวกัน

#### ข้อบังคับหลักเฉพาะเจาะจง (Specific hard constraints)

9. ทีมแพทย์ที่ได้รับมอบหมายให้ทำงานในอาคารที่สองและอาคารที่สาม ต้องทำงานเพียงช่วงเวลาเดียวต่อวันรวมทั้งวันเสาร์และวันอาทิตย์
10. ทีมแพทย์ทำงานได้เพียงหนึ่งช่วงเวลาต่อวัน ในอาคารที่หนึ่งของวันจันทร์ถึงศุกร์ เนื่องจากภาระงานที่หนัก
11. ในช่วงเวลากลางคืนมีเพียงหนึ่งทีมแพทย์เท่านั้นที่ต้องดูแลทั้งสามอาคาร เนื่องจากความต้องการของผู้ป่วยลดลงในช่วงเวลากลางคืน
12. ทีมแพทย์ที่ได้รับมอบหมายให้ทำงานในอาคารที่หนึ่ง ต้องทำงานอยู่ที่นั่นตลอดวันจันทร์ถึงศุกร์เพื่อสร้างความสบายใจแก่ผู้ป่วย
13. ไม่สามารถมอบหมายให้ทีมแพทย์ทำงานที่อาคารที่หนึ่งเป็นเวลาสองสัปดาห์ติดต่อกันได้ เนื่องจากภาระงานที่หนัก
14. ในวันเสาร์หรือวันอาทิตย์อาคารที่หนึ่งต้องดูแลโดยทีมแพทย์เพียงทีมเดียว และต้องทำงาน 24 ชั่วโมง
15. ทีมแพทย์ที่ทำงานในวันเสาร์หรือวันอาทิตย์ที่อาคารที่หนึ่งต้องมีวันหยุดก่อนและหลังทำงาน ทีมแพทย์ดังกล่าวต้องทำงานเพียงวันเดียวในวันเสาร์หรือวันอาทิตย์
16. ทีมแพทย์ที่ทำงานในอาคารที่สองหรืออาคารที่สาม ในวันเสาร์และวันอาทิตย์ต้องเป็นทีมเดียวกัน เนื่องจากความต้องการของผู้ป่วยในอาคารที่สองและอาคารที่สามน้อยกว่าอาคารที่หนึ่ง

#### ข้อบ่งชี้รอง (Soft constraints)

17. แพทย์ควรมีชั่วโมงการทำงานล่วงเวลารวมให้น้อยที่สุด

**หมายเหตุ** เนื่องจากผู้วิจัยทดสอบโปรแกรมโดยพิจารณาข้อบังคับ “แพทย์แต่ละคนต้องมีวันหยุดติดต่อกันสองวันต่อสัปดาห์” แล้วพบว่าโปรแกรมไม่สามารถค้นหาคำตอบที่เป็นไปได้ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงไม่พิจารณาข้อบังคับนี้

### สมมติฐานของการวิจัย

1. การปรับปรุงขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (Modified AHA: MAHA) สามารถให้ค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์ได้ดีกว่าขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (AHA)
2. การผสมผสานขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์กับวิธีอื่น (Hybridization of AHA: HAHA) สามารถให้ค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์ได้ดีกว่าขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (AHA)

### ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้เครื่องมือช่วยจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้ขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Physician Scheduling tool: AHPS tool)
2. ได้มาซึ่งคำตอบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ โดยมีเป้าหมายเพื่อลดเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (The minimize total overtime)
3. ได้ทราบถึงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดด้วยขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Algorithm: AHA)
4. ได้ทราบถึงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดด้วยขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ที่มีการปรับพารามิเตอร์ให้เหมาะสม (Parameter setting)
5. ได้ทราบถึงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดด้วยขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุง (Modification AHA: MAHA)
6. ได้ทราบถึงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดด้วยขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบผสมผสาน (Hybridization AHA: HAHA)

## บทที่ 2

### เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ใบบทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องนี้จะกล่าวถึงปัญหาการจัดตารางบุคลากร ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ วิธีการหาค่าที่เหมาะสม การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ และการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับขั้นตอนวิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ ที่นำ AHA มาใช้ในการแก้ปัญหา ศึกษาประสิทธิภาพของ AHA สามารถสรุปถึงประเด็นด้านการประยุกต์ใช้งาน จุดประสงค์การวิจัย และการศึกษาสิ่งใหม่เกี่ยวกับขั้นตอนวิธี AHA การออกแบบการทดลองและการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ การทวนสอบความถูกต้อง (Verification) ของเครื่องมือการจัดตาราง การตรวจสอบการใช้งานได้จริง (Validation) ของตัวแบบจำลอง ภาษาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ Visual Basic for Applications (VBA) ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการจัดตารางการทำงานของแพทย์อ้างอิงจากข้อมูลของ Hidri et al. (2020) และการปรับปรุงประสิทธิภาพในการหาคำตอบของวิธีเมต้าฮีริสติกส์

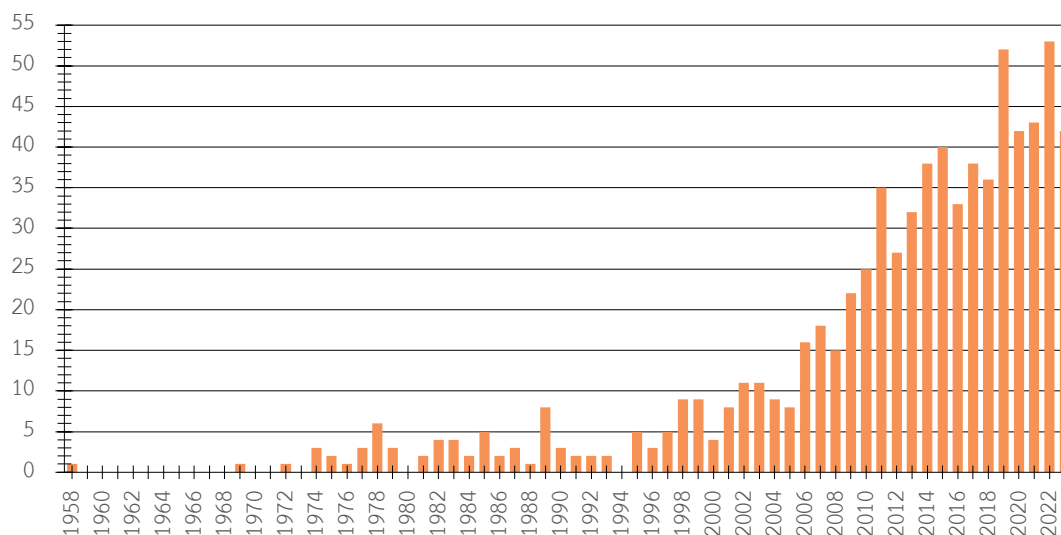
### ปัญหาการจัดตารางบุคลากร

การจัดตาราง (Scheduling) ยังเป็นปัญหาที่ได้รับความนิยมและศึกษาอย่างกว้างขวางแสดงดังภาพ 1 ซึ่งการจัดตารางมีบทบาทสำคัญในภาคอุตสาหกรรมการผลิตและบริการ การศึกษาการจัดตารางบุคลากรมีการพัฒนาอยู่ตลอดเวลา มักใช้จัดระเบียบแผนธุรกิจและตอบสนองความต้องการทรัพยากรที่แตกต่างกันไปตามช่วงเวลา โดยเป้าหมายหลักของการจัดตารางบุคลากรคือทำให้แน่ใจว่ามีการใช้ทรัพยากรอย่างมีประสิทธิภาพ เพื่อการกระจายปริมาณงานที่สมดุล ตอบสนองความต้องการส่วนบุคคลได้มากที่สุดเท่าที่เป็นไปได้ และลดต้นทุนจากการดำเนินงาน (Ozder et al., 2020) วิธีการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยอาศัยหลักการทางคณิตศาสตร์เป็นวิธีที่นิยมนำไปใช้แก้ปัญหาการจัดตารางบุคลากรมากที่สุด ที่ประกอบด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์และข้อบังคับ (Rahimi et al., 2022)

ปัญหาการจัดตารางบุคลากร (Personal scheduling problems) แบ่งออกได้ 4 ประเภท ดังแสดงภาพ 2 ได้แก่ การจัดตารางการแข่งขันกีฬา (Sport event scheduling) เป็นการกำหนดวันและสถานที่ที่จะเล่นในแต่ละเกมการแข่งขัน การจัดตารางการจองห้องพัก (Reservation scheduling) เป็นการตัดสินใจที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูลเพื่อเพิ่มศักยภาพในการปฏิบัติงานด้านบริการ กำหนดการบริการที่เหมาะสมจะช่วยประหยัดเวลา ลดต้นทุน และเพิ่มประสบการณ์ที่ดีให้กับลูกค้า ซึ่งนำไปสู่ความสำเร็จและผลกำไรที่เพิ่มขึ้นแต่ก็ขึ้นอยู่กับข้อบังคับและลำดับความสำคัญเฉพาะของแต่ละองค์กร การจัดตารางการขนส่ง (Transportation scheduling) เป็นการปรับปรุงประสิทธิภาพ



ของระบบขนส่ง ในขณะที่เดียวกันก็ทำการลดต้นทุนในทุกที่ที่ทำได้ เป้าหมายหลักคือการปรับปรุงทั้งการใช้ยานพาหนะและตารางเวลาของผู้ขับขี่ เพื่อใช้งบประมาณอย่างคุ้มค่าและตอบสนองความต้องการของผู้ขับขี่ และการจัดตารางพนักงาน (Staff scheduling) เป็นกระบวนการในการจัดเวลาการทำงานของบริษัท เพื่อให้สามารถดำเนินกิจกรรมทางธุรกิจในแต่ละวันได้ดีที่สุด

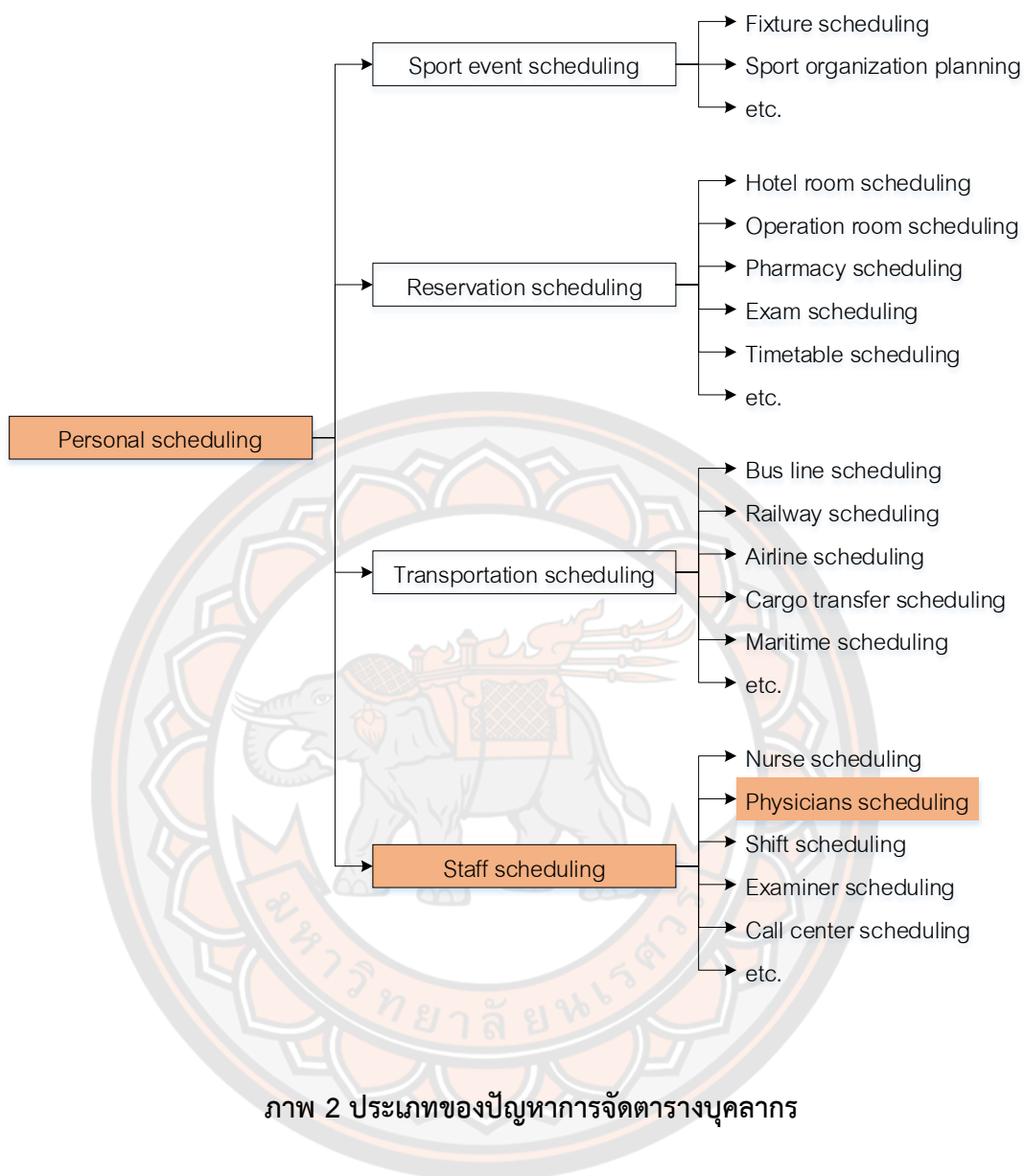


ภาพ 1 จำนวนบทความที่ตีพิมพ์ในแต่ละปีเกี่ยวกับปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์

### ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์

ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์จัดอยู่ในปัญหาการจัดตารางบุคลากร การจัดการตารางการทำงานของแพทย์เป็นปัญหาที่แตกต่างจากปัญหาอื่น ๆ ในด้านความชอบ (Preferences) ความต้องการ (Requirements) ความเชี่ยวชาญพิเศษ (Specialties) และความเป็นธรรม (Fairness) ซึ่งเป็นประเด็นที่สำคัญในการจัดการตารางการทำงานของแพทย์และมีความเฉพาะตัวอย่างมาก ประเด็นทั้งสี่ด้านนี้ส่งผลให้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์มีความซับซ้อน (Erhard et al., 2018)

การจำแนกประเด็นที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์จำแนกได้ 5 ประเด็น ประกอบด้วยประเภทของปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ (Types of physician scheduling problems) ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของปัญหา (Objective function) ประเภทของช่วงเวลาการทำงาน (Shift types) ข้อบังคับ (Constraints) และวิธีแก้ปัญหา (Method)



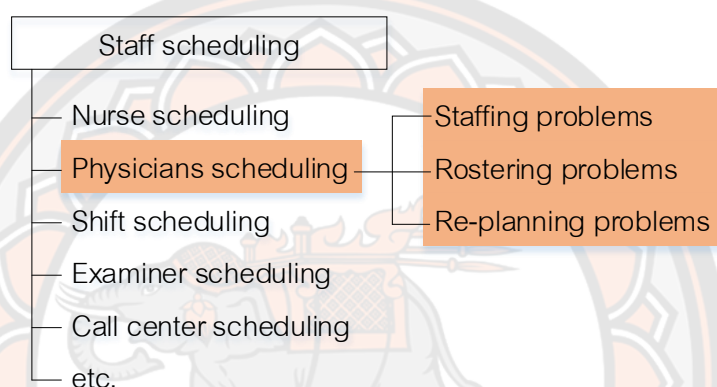
ภาพ 2 ประเภทของปัญหาการจัดตารางบุคลากร

ที่มา: ผู้วิจัยวาดใหม่โดยอ้างอิงข้อมูลจาก Ozder et al. (2020) และ Rahimi et al. (2022)

### 1. ประเภทของปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ (Types of physician scheduling problems)

ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์สามารถจำแนกเป็น 3 รูปแบบหลัก ดังแสดงในภาพ 3 ตามการกำหนดรอบระยะเวลาการวางแผน (Planning horizon) ได้แก่ ปัญหาพนักงาน (Staffing problems) รูปแบบของปัญหามุ่งเน้นแก้ไขที่ระดับการตัดสินใจ หรือในระดับกลยุทธ์ (Strategic)

เช่น การกำหนดจำนวนพนักงาน การวางแผนในรูปแบบนี้มีกวางแผนระยะยาวตั้งแต่ 1 ปี ปัญหาบัญชีรายชื่อ (Rostering problems) รูปแบบของปัญหามุ่งเน้นที่ระดับการตัดสินใจระดับยุทธวิธี (Tactical) หรือบางปัญหามุ่งเน้นระดับปฏิบัติการ (Operational) ของการสร้างรายชื่อพนักงานและการกำหนดช่วงเวลางาน โดยมีขอบเขตของรอบระยะเวลาการวางแผนตั้งแต่ไม่กี่วันถึง 3 เดือน และปัญหาการวางแผนใหม่ (Re-planning problems) โดยรูปแบบของปัญหามุ่งเน้นระดับปฏิบัติการเป็นการจัดการปัญหาที่มีการตัดสินใจระยะสั้นกับเหตุการณ์ที่ไม่คาดคิด เช่น การขาดงานของพนักงาน พนักงานป่วย การวางแผนในรูปแบบนี้มีกวางแผนวันต่อวัน (Daily)



ภาพ 3 ประเภทของปัญหาการจัดการตารางทำงานของแพทย์

ที่มา: ผู้วิจัยวาดใหม่โดยอ้างอิงข้อมูลจาก Erhard et al. (2018)

## 2. ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของปัญหา (Objective function)

การจำแนกฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของปัญหาการจัดการตารางทำงานของแพทย์ได้ 2 ประเภท ได้แก่ ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่เกี่ยวข้องกับต้นทุน (Cost-related) ได้แก่ การลดต้นทุนค่าใช้จ่ายสำหรับการทำงานของแพทย์ (Minimize wage costs) การลดต้นทุนค่าใช้จ่ายสำหรับการทำงานล่วงเวลาของแพทย์ (Minimize overtime costs) การลดต้นทุนค่าใช้จ่ายสำหรับการจากแพทย์ภายนอก (Minimize usage of outside resources) และฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ไม่เกี่ยวข้องกับต้นทุน (Non cost-related) ได้แก่ การลดเวลาการทำงานล่วงเวลา (Minimize overtime) การกระจายปริมาณงานที่เท่าเทียม (Equal distribution of workload) การเพิ่มความพึงพอใจของแพทย์ (Maximize physician preferences) การลดเวลารอคอยของผู้ป่วย (Minimize waiting times of patient) การลดจำนวนการส่งต่อผู้ป่วย (Minimize number of patient hand-offs)

### 3. ประเภทของช่วงเวลาการทำงาน (Shift types)

ประเภทของช่วงเวลาการทำงานของปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ การกำหนดเวลาการทำงานไว้ล่วงหน้า (Predefined shifts) เวลาการทำงานเริ่มต้นและเวลาสิ้นสุดการทำงานถูกกำหนดไว้ล่วงหน้า มีการกำหนดจำนวนช่วงเวลาการทำงานต่อวัน เวลาการทำงานของแต่ละช่วงเวลาการทำงาน เช่น งานวิจัยของ Hidri et al. (2020) ในหนึ่งวันมี 2 ช่วงเวลา (Day shift และ night shift) ทำงาน 12 ชั่วโมงต่อช่วงเวลา เป็นช่วงเวลาการทำงานที่ไม่ทับซ้อนกัน งานวิจัยของ Marchesi et al. (2020) ทำการจัดตารางการทำงานของแพทย์โรงพยาบาลสองแห่ง แห่งแรกมี 7 ช่วงเวลา (Shifts) แห่งที่สองมี 11 ช่วงเวลา เป็นการจัดตารางการทำงานของแพทย์ที่ช่วงเวลาการทำงานมีการทับซ้อน (Overlapping) กันทั้งสองแห่ง ซึ่งแต่ละช่วงเวลาการทำงานมีชั่วโมงการทำงานไม่เท่ากัน และช่วงเวลาการทำงานที่ยืดหยุ่น (Flexible shifts) เป็นปัญหาที่ช่วงเวลาการทำงานเริ่มต้นและสิ้นสุดเวลาการทำงานยืดหยุ่นตามความเหมาะสม เพื่อรองรับความต้องการรักษาของผู้ป่วยที่มีปริมาณมาก (Demand peak) พบได้ในงานวิจัยของ Cildoz et al. (2021), Erhard (2021) และ Fugener and Brunner (2019)

### 4. ข้อบังคับ (Constraints)

ข้อบังคับของปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์เป็นสิ่งที่ทำให้ปัญหามีความยากและความซับซ้อนยิ่งขึ้น ข้อบังคับของปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ ข้อบังคับหลัก (Hard constraints) เป็นข้อบังคับที่ไม่สามารถละเมิดได้ มักถูกกำหนดด้วยกฎของโรงพยาบาลและกฎหมายแรงงาน เช่น ทุกต้นเดือนจะมีการกำหนดชุดของแพทย์ ให้กับแผนก ICU แพทย์ที่มีอยู่จะถูกแบ่งส่วนตามกำหนดการเป็นชุดหกทีมที่แตกต่างกัน แพทย์ที่ได้รับมอบหมายให้อยู่ในทีมเดียวกันควรทำงานร่วมกันตั้งแต่ต้นเดือนจนถึงสิ้นเดือน และข้อบ่งชี้รอง (Soft constraints) เป็นข้อบังคับที่สามารถละเมิดได้ แต่ต้องการให้เกิดการละเมินน้อยที่สุดเท่าที่เป็นไปได้ เช่น ความเป็นธรรมในการกระจายปริมาณงาน แพทย์แต่ละคนควรมีวันหยุดสองวันติดต่อกันต่อสัปดาห์

### 5. วิธีแก้ปัญห (Method)

ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ถูกจัดอยู่ในกลุ่มของปัญหาประเภท NP-hard การหาคำตอบของปัญหากลุ่มนี้ค่อนข้างยาก เพราะปัญหากลุ่มนี้มีขนาดใหญ่และมีความซับซ้อนของข้อกำหนดหรือข้อบังคับต่าง ๆ จากงานวิจัยของ Erhard et al. (2018) ได้นำเสนอการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ พบว่าขั้นตอนวิธีค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดแบบดั้งเดิม (Conventional Optimization Algorithms: COAs) ถูกนำมาประยุกต์ใช้แก้ปัญหามากที่สุด เช่น งานวิจัยของ Camiat et al. (2021), Damci-Kurt et al. (2019), Fugener and Brunner (2019), Liu and Xie (2021), Schoenfelder and Pfefferlen (2018),

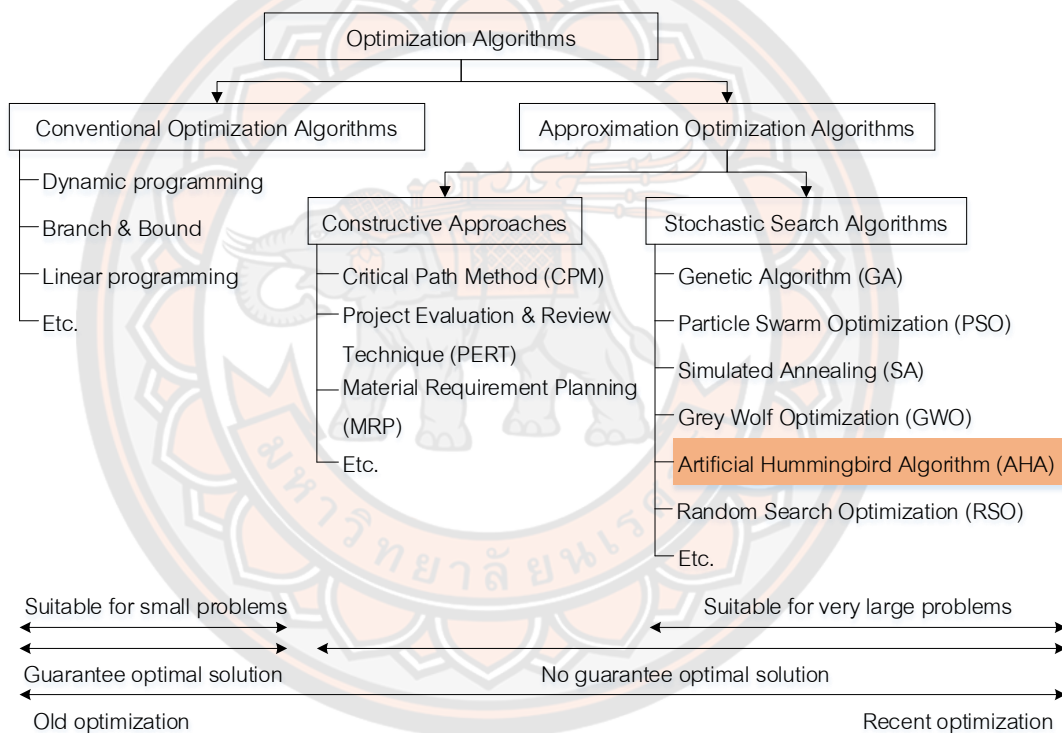
Tan et al. (2019), Tohidi et al. (2019), Gross et al. (2018), Guler and Gecici (2020), และ Mansini and Zanotti (2020) ได้นำเสนอวิธีการโปรแกรมจำนวนเต็มเชิงเส้นผสม (Mixed Integer Linear Programming: MILP) Cappanera et al. (2022) และ Hidri et al. (2020) ได้นำเสนอวิธีการโปรแกรมจำนวนเต็มเชิงเส้น (Integer Linear Programming: ILP) และ Marchesi et al. (2020) วิธีการโปรแกรมเชิงสุ่ม (Stochastic Programming: SP) แต่วิธีการแก้ปัญหาเหล่านี้เมื่อขนาดของปัญหามีขนาดใหญ่ขึ้นและความซับซ้อนเพิ่มขึ้น ทำให้เวลาในการหาคำตอบนานยิ่งขึ้น และยังมีทางเลือกใช้วิธีการอื่น ๆ ในการหาคำตอบ เช่น Erhard (2021) และ Fugener and Brunner (2019) ได้นำเสนอวิธีคอลัมน์เจเนอเรชัน (Column Generation: CG) Kraul (2020) ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) Z. Wang et al. (2023) ได้นำเสนอขั้นตอนการค้นหาแบบทาบ (Tabu Search: TS)

### วิธีการหาค่าที่เหมาะสม

วิธีการหาคำตอบที่ดีที่สุด (Optimization algorithms) แบ่งได้ 2 ประเภท (Nagar et al., 1995) ได้แก่ ขั้นตอนวิธีหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดแบบดั้งเดิม (Conventional Optimization Algorithms: COAs) หรือวิธีการหาคำตอบแบบแม่นยำตรง (Exact methods) ซึ่งใช้ตัวแบบทางคณิตศาสตร์เป็นหลักในการหาคำตอบ เช่น วิธีกำหนดการเชิงพลวัต (Dynamic programming) วิธีการขยายและจำกัดขอบเขต (Branch & Bound) และกำหนดการเชิงเส้น (Linear programming) เป็นต้น คำตอบจากวิธี COAs เป็นคำตอบที่เป็นคำตอบที่ดีที่สุดเพียงคำตอบเดียว (Optimal solution) การประยุกต์ใช้วิธีการนี้ในการหาคำตอบเหมาะกับปัญหาที่มีขนาดเล็กและมีความซับซ้อนไม่มากนัก หากขนาดของปัญหามีขนาดใหญ่จะใช้เวลาในการหาคำตอบนานมากขึ้น จึงไม่สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับสถานการณ์จริงได้ ทำให้การประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยการประมาณ (Approximation Optimization Algorithms: AOAs) เป็นวิธีที่นิยมนำใช้ในการแก้ปัญหา เพราะใช้เวลาในการหาคำตอบน้อยกว่าวิธี COAs และวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดทั้งประเภท COAs และ AOAs แสดงดังภาพ 4

จากภาพ 4 ขั้นตอนวิธีค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยการประมาณ หรือ AOAs แบ่งเป็น 2 ประเภท ได้แก่ กลุ่มวิธีการค้นหาคำตอบแบบกำหนดโครงสร้างในการหาคำตอบ (Constructive approaches หรือ heuristics) เป็นวิธีที่มีรูปแบบเฉพาะในการหาคำตอบสำหรับปัญหาใดปัญหาหนึ่ง โดยมีระเบียบการทำงานที่เป็นขั้นตอนอย่างชัดเจน และมีเงื่อนไขการสิ้นสุดกระบวนการ เช่น วิธีเส้นทางวิกฤติ (Critical path method) การประเมินผลและการทบทวนโครงการ (Project evaluation & review technique) และการวางแผนความต้องการวัสดุ (Material requirement planning) เป็นต้น

และกลุ่มวิธีการหาค่าตอบเชิงสุ่ม (Stochastic algorithm) บ่อยครั้งมักถูกเรียกว่าเมตาฮิวริสติกส์ (Metaheuristics) เป็นกระบวนการสุ่มสร้างคำตอบที่มีรอบการวนซ้ำ (Iterations) หลายรอบและเลือกคำตอบที่ดีที่สุดในแต่ละรอบ แม้คำตอบที่ได้จะไม่ใช่ว่าคำตอบที่ดีที่สุดแต่คำตอบที่หาได้นั้นใช้เวลาที่เหมาะสม เช่น ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) วิธีการแบบมด (Ant Colony Optimization: ACO) การเพิ่มประสิทธิภาพฝูงอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO) วิธีการอบอ่อนจำลอง (Simulated Annealing: SA) การหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยหมาป่าสีเทา (Grey Wolf Optimization: GWO) และขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Algorithm: AHA) เป็นต้น



ภาพ 4 วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

ที่มา: ปรับปรุงจาก Pongcharoen et al. (2001) และ Sooncharoen (2020)

นอกจากนี้เมตาฮิวริสติกส์ยังสามารถแบ่ง 2 ประเภทตามวิธีการสร้างคำตอบ ได้แก่ วิธีเมตาฮิวริสติกส์ที่มีการสร้างคำตอบเดียว (Single-solution metaheuristics) ในหนึ่งรอบของการหาค่าตอบจะได้เพียงคำตอบเดียว เมตาฮิวริสติกส์ประเภทนี้เน้นการค้นหาคำตอบเฉพาะที่ (Local search หรือ

Exploitation) และวิธีเมต้าฮีวิริสติกส์แบบประชากร (Population-solution metaheuristics) วิธีการนี้จะเริ่มจากคำตอบเริ่มต้นหลายคำตอบ มีลักษณะการค้นหาคำตอบในวงกว้าง (Exploration) ด้วยเหตุนี้ วิธีเมต้าฮีวิริสติกส์แบบประชากรมีโอกาสหลุดออกจากการค้นหาคำตอบเฉพาะที่ ทำให้มักจะหาคำตอบได้ดีกว่าวิธีเมต้าฮีวิริสติกส์ที่มีการสร้างคำตอบเดียว (Talbi, 2009) ตัวอย่างเมต้าฮีวิริสติกส์แบบคำตอบเดียวและแบบประชากรแสดงดังตาราง 1

ตาราง 1 ตัวอย่างเมต้าฮีวิริสติกส์แบบคำตอบเดียวและแบบประชากร

Types of metaheuristics	Algorithms	Inspired by	References
Single-solution	Simulated Annealing (SA)	Annealing	Kirkpatrick et al. (1983)
	Tabu Search (TS)	Human's brain	Glover and McMillan (1986)
	Greedy Randomized Adaptive Search Procedures (GRASP)	Non-metaphor based	Feo and Resende (1995)
	Variable Neighborhood Search (VNS)	Distant neighborhoods	Mladenovic and Hansen (1997)
	Population-based	Genetic Algorithm (GA)	Genetic Evolutionary
Ant Colony Optimization (ACO)		Ant's feeding behavior	Dorigo et al. (1996)
Particle Swarm Optimization (PSO)		Swarm's feeding behavior	Kennedy and Eberhart (1995)
Bees Optimization (BO)		Dancing of bees	Nakrani and Tovey (2004)
Artificial Bee Colony Algorithm (ABC)		Foraging behavior of a honeybee Swarm	Karaboga and Akay (2009)
Firefly Algorithm (FA)		Flashing behavior of firefly	Yang (2008)
Cuckoo Search (CS)		Mating behavior of cuckoo	Yang and Deb (2009)

ตาราง 1 (ต่อ)

Types of metaheuristics	Algorithms	Inspired by	References
Population-based	Bat Algorithm (BA)	Echolocation behavior of micro bats	Yang (2010)
	Gray Wolf Optimizer (GWO)	Leadership hierarchy and hunting mechanism of gray wolf	Mirjalili et al. (2014)
	Elephant Herding Optimization (EHO)	Herding behavior of elephant group	Wang (2015)
	Elephant Clan Optimization (ECO)	Learning potential and long-term memory of elephant	Jafari et al. (2021)
	Artificial Hummingbird Algorithm (AHA)	Special flight skills and intelligent of foraging strategy	Zhao, Wang, et al. (2022)

ที่มา: ปรับปรุงจาก Gendreau and Potvin (2005) และ Fathollahi-Fard et al. (2018)

### การทบทวนวรรณกรรม

การทบทวนวรรณกรรมแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกคือการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดการตารางการทำงานของแพทย์ ผู้วิจัยได้ทำการทบทวนเพื่อหาช่องว่างของงานวิจัยจัดการตารางการทำงานของแพทย์นั้นยังมีไม่มากนัก และส่วนที่สองคือการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ จากการทบทวนบทความที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการหาคำตอบ AHA ยังไม่พบบทความที่นำไปประยุกต์ใช้กับปัญหาการจัดการตารางการทำงานของแพทย์

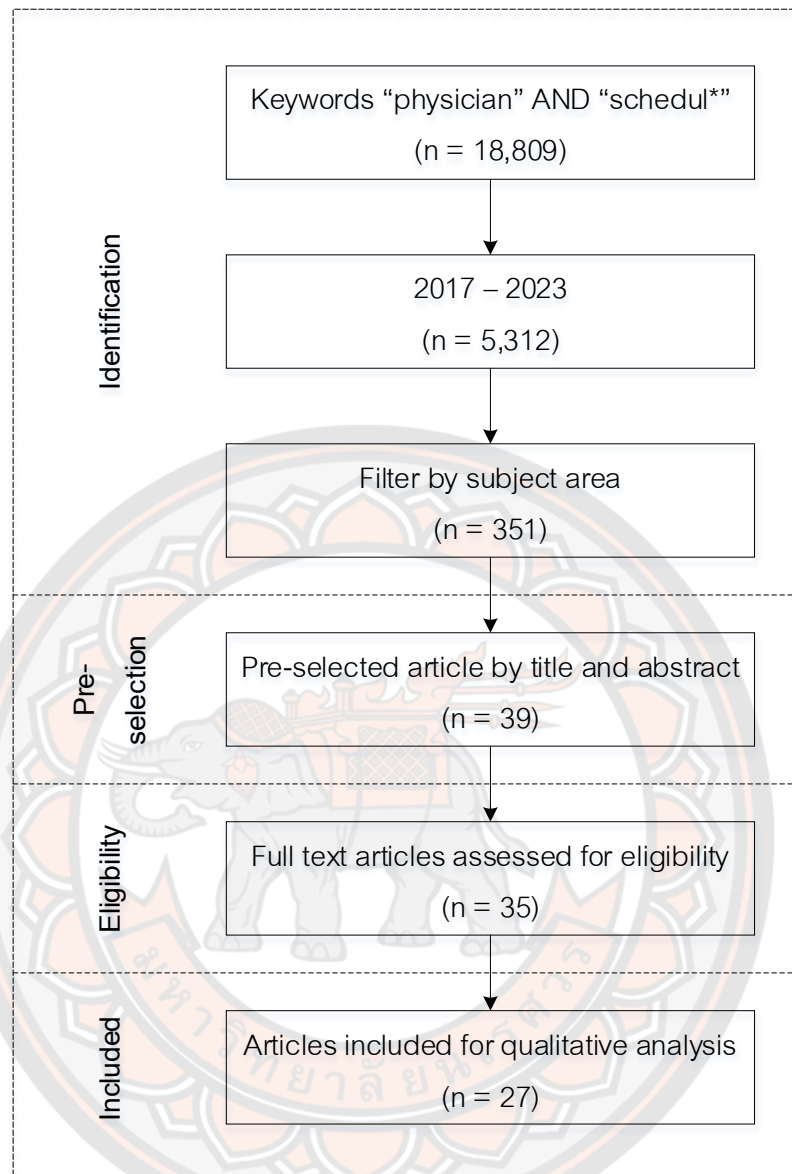
#### 1. การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดการตารางการทำงานของแพทย์ (Physician scheduling problems)

การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดการตารางการทำงานของแพทย์ ผู้วิจัยได้รวบรวมบทความวิจัยในฐานข้อมูลวารสารระดับนานาชาติ Scopus ขั้นตอนในการรวบรวมบทความเพื่อทำการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบ ซึ่งเป็นการประเมินคุณภาพงานวิจัยเชิงปริมาณตามเกณฑ์ (Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses: PRISMA)



ของ Liberati et al. (2009) แสดงได้ดังภาพ 5 โดยเริ่มจากการค้นหาในฐานข้อมูลวารสารระดับนานาชาติด้วยคำสำคัญ (Keywords) คำว่า “physician” และคำว่า “schedul\*” รวบรวมทุกบทความที่มีคำสำคัญเหล่านี้ใน Article title, Abstract และ Keywords ช่วงเวลาในการค้นหาคือทุกปี (All years) สามารถรวบรวมได้ทั้งหมด 18,809 บทความ ณ วันที่ 29 มิถุนายน พ.ศ. 2567 เลือกช่วงเวลาในการค้นหา 6 ปีย้อนหลังรวมปีปัจจุบัน (พ.ศ. 2560 - พ.ศ. 2567) เหลือ 5,312 บทความ เลือกการกรองตามหัวข้อเรื่องที่เกี่ยวข้อง (Filter by subject area) มีหัวข้อ Computer Science, Engineering, Decision Sciences, Business Management and Accounting, Mathematics, Economics Econometrics and Finance และ Materials Science เหลือ 351 บทความ ด้วยการคัดเลือกเบื้องต้นจากการอ่านหัวข้อ (Title) และบทคัดย่อ (Abstract) ของบทความ และมี 35 บทความที่มีการเผยแพร่บทความฉบับเต็ม หลังจากนั้นได้ทำการอ่านบทความฉบับเต็มเพื่อหาบทความที่มีความใกล้เคียงโดยคัดเลือกเหลือทั้งหมด 27 บทความ ซึ่งแสดงรายละเอียดของบทความทั้งหมดไว้ในตาราง 2





ภาพ 5 ขั้นตอนการทบทวนวรรณกรรมการจัดตารางการทำงานของแพทย์

ตาราง 2 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์

Authors (years)	Problem characteristics													Methods			
	Classification	Planning horizon	Real data	Overlapping shifts	Number of shifts	Flexible shifts	Number of physicians	Stochastic demand	Fairness	Preferences	Requirement	Labor law	Breaks	Ergonomic constraint	Objective	Mathematical	Heuristic
Gross et al. (2018)	Ro	4w	✓		n/a	133		✓	✓	✓	✓	✓		Maximize coverage demand and physicians satisfied	MILP		
Schoenfelder and Pfeifferlen (2018)	Ro	1m	✓		7	34		✓	✓	✓	✓	✓		Reduce scheduling time and regulation violations	MILP		
Damci-Kurt et al. (2019)	Ro	3m	✓		n/a	36		✓		✓				Minimize the sum of penalties	MILP		
Fugener and Brunner (2019)	Ro	1w	✓		n/a	17	✓							Minimize the number of assigned physicians	MILP	CG	
Lan et al. (2019)	Ro	1w	✓		4	150		✓	✓	✓		✓	✓	Minimize the dissatisfaction of physicians, cost, and deviation			SCA-VNS
Tan et al. (2019)	Ro	1m	✓	✓	2	25			✓	✓	✓	✓		Minimize the deviation variables	MILP		
Tohidi et al. (2019)	Ro	1w			2	133		✓	✓	✓	✓			Minimize the violation of the soft constraints			IVND
Guler and Gecici (2020)	Ro	1m	✓		2-3	81		✓	✓	✓	✓	✓		Minimize the deviation variable	MILP		
Hidri et al. (2020)	Ro	1m	✓		2	18		✓	✓	✓	✓	✓		Minimize the total overtime	ILP		

ตาราง 2 (ต่อ)

Authors (years)	Problem characteristics											Methods						
	Classification	Planning horizon	Real data	Overlapping shifts	Number of shifts	Flexible shifts	Number of physicians	Stochastic demand	Fairness	Preferences	Requirement	Labor law	Breaks	Ergonomic constraint	Objective	Mathematical	Heuristic	Metaheuristic
Kraul (2020)	S	1y	✓		n/a		52	✓	✓						Minimize the violation between resource assignment and treatment requirements			GA
Mansini and Zanotti (2020)	Ro	2w	✓		n/a		19	✓		✓					Minimize the total overtime			ALNS
Marchesi et al. (2020)	Ro	4w	✓	✓	11		85	✓	✓						Minimize the total number of waiting patients	SAA & tool		
Camiat et al. (2021)	Ro	13w	✓		3		35	✓	✓	✓			✓		Minimize the sum of difference between demand and supply	MILP		
Cildoz et al. (2021)	S	1y	✓		19	✓	42	✓	✓				✓		Maximize fairest feasibly			G+NO
Erhard (2021)	Ro	6w	✓		12	✓	n/a	✓							Minimize the total cost			CG
Liu and Xie (2021)	Ro	1w	✓		3		n/a	✓							Minimize total waiting time and working time			LS-TS
Tohidi et al. (2021)	Ro	1w	✓		2		147	✓	✓	✓	✓	✓	✓		Maximize the number of visiting patients and minimize the cost of physicians	SAA & tool		

## ตาราง 2 (ต่อ)

Authors (years)	Problem characteristics													Methods				
	Classification	Planning horizon	Real data	Overlapping shifts	Number of shifts	Flexible shifts	Number of physicians	Stochastic demand	Fairness	Preferences	Requirement	Labor law	Breaks	Ergonomic constraint	Objective	Mathematical	Heuristic	Metaheuristic
Wang et al. (2021)	Re	1d	✓		17		n/a	✓	✓						Minimize the risk tolerance level and rescheduling costs		Iterative	
Cappanera et al. (2022)	Ro	1m	✓		4		27	✓	✓						Minimize unfair distribution weekend and weekday	ILP		
N. Li et al. (2022)	Ro	5d	✓		8		7	✓	✓						Minimize average waiting time of patients and respects the physicians preferences			GA
R. Liu et al. (2022)	Ro	1w	✓		24		14			✓					Minimize the total working time	IP		
Abdullah et al. (2023)	Ro	1m	✓		3		n/a	✓	✓	✓					Minimize the violation of soft constraints	MILP		
Bakr et al. (2023)	Ro	2w			3		20	✓	✓	✓					Maximize the allocation of physician shift requests and minimize under and over staffing			CP
Lan et al. (2023)	Ro	1m	✓		6		30			✓					Maximize response to patient demand			PSO-VND

## ตาราง 2 (ต่อ)

Authors (years)	Problem characteristics													Methods				
	Classification	Planning horizon	Real data	Overlapping shifts	Number of shifts	Flexible shifts	Number of physicians	Stochastic demand	Fairness	Preferences	Requirement	Labor law	Breaks	Ergonomic constraint	Objective	Mathematical	Heuristic	Metaheuristic
C. Wang et al. (2023)	Ro	1-4w	✓		3	✓	10				✓				Minimize the total cost		BD, DG	
Z. Wang et al. (2023)	Ro	1w	✓	✓	6		n/a	✓							Minimize the total patient waiting time			TS
Liu et al. (2024)	Ro	1w	✓		8	✓				✓					Minimize physicians' total working time	BP		
This work	Ro	1-12w	✓		2		18		✓	✓	✓	✓			Minimize is the total overtime			AHA

**Classification:** S = Staffing Problems, Ro = Rostering Problems, Re = Replanning Problems, **Planning horizon:** d = Days, w = Weeks, m = Months, y = Year, **Mathematical:** ILP = Integer Linear Programming, MILP = Mixed Integer Linear Programming, SP = Stochastic Programming, SAA = Sample Average Approximation, BP = Branch-and-Price, **Heuristic:** CG = Column generation, VND = Hybrid algorithm combines iterated local search (ILS) and variable neighborhood descent (VND), ALNS = Adaptive Large Neighborhood Search, G+NO = Hybrid algorithm a greedy randomized adaptive search procedure (GRASP) and Network Flow Optimization (NFO), BD-CG = Combining Benders decomposition and column generation, **Metaheuristic:** GA = Genetic Algorithm, SCA-VNS = Hybrid meta-heuristic algorithm SCA-VNS combining a Sine Cosine Algorithm (SCA) and variable neighborhood search (VNS) based on iterated Hungarian algorithm, LS = Local Search-based algorithm, TS = Tabu Search, CP = Constraint Programming algorithm, PSO-VND = Particle Swarm Optimization (PSO) and Variable Neighborhood Descent (VND), AHA = Artificial Hummingbird Algorithm.

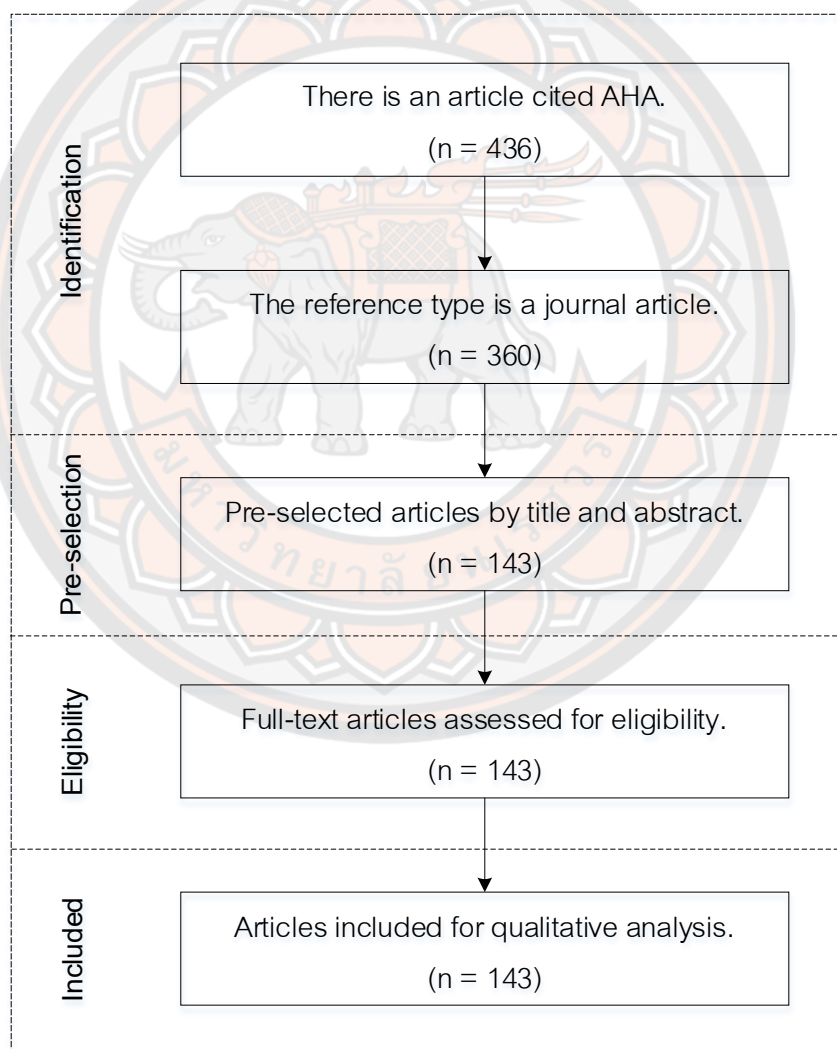
จากตาราง 2 ในคอลัมน์ลักษณะของปัญหา (Problem characteristics) มีทั้งหมด 14 ลักษณะ ได้มาจากงานวิจัยทั้ง 27 งานวิจัยที่นำมาพิจารณาเพื่อหาช่องว่างของงานวิจัย การจำแนกประเภทของปัญหา (Classification) จำแนกตามรอบระยะเวลาการวางแผน (Planning horizon) จากการจำแนกของ Erhard et al. (2018) ดังแสดงในภาพ 3 งานวิจัยส่วนใหญ่เป็นปัญหาบัญชีรายชื่อ (Rostering problems) มุ่งเน้นที่ระดับการตัดสินใจระดับยุทธวิธีหรือบางปัญหามุ่งเน้นระดับปฏิบัติการของการสร้างรายชื่อพนักงาน การกำหนดช่วงเวลางาน โดยมีขอบเขตของรอบระยะเวลาการวางแผนตั้งแต่ไม่กี่วันถึง 3 เดือน งานวิจัยส่วนใหญ่ใช้ข้อมูลจริง (Real data) พิจารณาความเป็นธรรม (Fairness) และพิจารณาถึงความชอบของแพทย์ (Preferences) มีงานวิจัยเพียงไม่กี่งานที่พิจารณาถึงช่วงเวลาการทำงานที่ทับซ้อนกัน (Overlapping shifts) ช่วงเวลาการทำงานที่ยืดหยุ่น (Flexible shifts) ความต้องการแบบสุ่ม (Stochastic demand) ความต้องการของแพทย์ (Requirement) กฎหมายแรงงาน (Labor law) และข้อกำหนดทางการยศาสตร์ (Ergonomic constraint) ลักษณะของปัญหาที่กล่าวถึงจำนวนช่วงเวลาการทำงานในหนึ่งวัน (Number of shifts) และจำนวนแพทย์ที่พิจารณาในการจัดตาราง (Number of physicians) การทบทวนวรรณกรรมงานวิจัยทั้ง 27 ในระยะเวลา 6 ปีย้อนหลังรวมปีปัจจุบัน ไม่มีงานวิจัยใดที่พิจารณาการหยุดพักการทำงานระหว่างวัน (Breaks)

## 2. การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Algorithm: AHA)

งานวิจัยของ Zhao, Wang, et al. (2022) ได้เสนอขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Algorithm: AHA) ในปี พ.ศ. 2565 วิธีดังกล่าวเป็นวิธีเมตาฮิวริสติกส์ที่ได้รับแรงบันดาลใจจากชีวภาพ (Bio-inspired metaheuristic algorithm) และเป็นการใช้ความฉลาดแบบกลุ่ม (Swarm intelligence) AHA จำลองกลยุทธ์การหาอาหารของนกฮัมมิงเบิร์ด 3 อย่าง คือ การหาอาหารแบบมีผู้นำ (Guided foraging) การหาอาหารในอาณาเขต (Territorial foraging) และการหาอาหารเมื่อมีการอพยพย้ายถิ่นที่อยู่อาศัย (Migration foraging) โดยอาศัยทักษะการบินของนกฮัมมิงเบิร์ด 3 แบบ คือ การบินตามแนวแกน (Axial flight) การบินแนวทแยง (Diagonal flight) และการบินรอบทิศทาง (Omnidirectional flight) นกฮัมมิงเบิร์ดมีหน่วยความจำที่ดีจึงสามารถจำได้ว่าบินไปที่ดอกไม้ใดมาแล้ว และถูกสร้างเป็นตารางเยี่ยมชม (Visit table) เข้ามาช่วยในการหาคำตอบ

จากการทบทวนวรรณกรรมที่อ้างอิงบทความของ Zhao, Wang, et al. (2022) ทั้งหมด 436 บทความ ณ วันที่ 29 มิถุนายน พ.ศ. 2567 ในฐานข้อมูลวารสารระดับนานาชาติ Scopus สำหรับขั้นตอนในการรวบรวมบทความเพื่อทำการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบ ซึ่งเป็นการประเมินคุณภาพงานวิจัยเชิงปริมาณตามเกณฑ์ (Preferred Reporting Items for Systematic

reviews and Meta-Analyses: PRISMA) ของ Liberati et al. (2009) แสดงได้ดังภาพ 6 ผู้วิจัยได้ทำการคัดเลือกด้วยการคัดเลือกเบื้องต้นจากการอ่านหัวข้อ (Title) และบทคัดย่อ (Abstract) ของบทความเหลือ 360 บทความที่มีประเภทการอ้างอิงเป็นบทความ จากนั้นผู้วิจัยได้ทำการคัดเลือกด้วยการคัดเลือกเบื้องต้นจากการอ่านหัวข้อ (Title) และบทคัดย่อ (Abstract) ของบทความเหลือ 143 บทความ หลังจากนั้นได้ทำการอ่านบทความฉบับเต็มเพื่อหาบทความที่มีตาราง 3 ความเกี่ยวข้องโดยคัดเลือกเหลือทั้งหมด 143 บทความ ซึ่งแสดงรายละเอียดของบทความทั้งหมดไว้ใน ที่นำ AHA ใช้ในการแก้ปัญหา เพื่อศึกษาประสิทธิภาพของ AHA สามารถสรุปถึงประเด็นด้านการประยุกต์ใช้งาน จุดประสงค์การวิจัย และการศึกษาสิ่งใหม่เกี่ยวกับวิธีการ AHA



ภาพ 6 ขั้นตอนการทบทวนวรรณกรรมอ้างอิงขั้นตอนวิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์



ตาราง 3 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการหาค่าตอบ AHA

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Alamir et al. (2022)	Energy management	Lowest conventional generating and transaction costs to maximize the MG operator benefit	Hybridization AHA and point estimation method (AHA-PEM)
Ali et al. (2022)	Waste classification problem (Trash Net dataset)	Proposed to develop two improved versions of the AHA called the AHA-ROBL (random opposition-based learning) and the AHA-OBL (opposition-based learning)	Modification AHA-ROBL and Modification AHA-OBL
Basavaraja and Ganesarathinam (2022)	Osteoporosis detection from bone X-ray images	Minimization of detection errors	Hybridization AHA with cat hunting optimization algorithm (+CGHFA)
Bhat and Santhosh (2022)	The problem of localization wireless sensor networks	To develop a cost-efficient localization algorithm by reducing the number of reference nodes	N/A
Celik and SoyLu (2022)	Parameter estimation of PEMFC (Polymer Electrolyte Membrane Fuel Cell)	A comprehensive investigation of the performance of AHA	N/A
Dhiravidachevi et al. (2022)	Accurate exudate classification	Developing an automated decision-making system to predict the existence of exudates in fundus images	Hybridization Convolutional Neural Network-Recurrent Neural Network along with the AHA (HCNNRNN-AHA)
Duong et al. (2022)	Optimal Power Flow (OPF) problem	To demonstrate the effectiveness of AHA	N/A
El-Sattar et al. (2022)	Design of renewable energy systems	Reducing energy cost	Hybridization Gradient based optimizer with AHA (GAHA)
Elaziz et al. (2022)	Medical image classification	Presents a system for medical image diagnosis	Hybridization AHA based on Aquila Optimization (AHA-AO)
Fathy (2022)	Biomass distributed generators	Mitigating the network loss and improving the voltage profile	Modification MOAHA

ตาราง 3 (ต่อ)

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Haddad et al. (2022)	Parameter adjustment problem of photovoltaic cells modules	To reduce the error between the experimental data and the suggested approaches by optimizing the variables of PV modules	N/A
Hamida et al. (2022)	Identify parameter unknown of Li-Ion batteries	To validate the objective function and standard deviation error on the dynamic model of Li-Ion batteries	N/A
Jacob et al. (2022)	A secure IoT based healthcare framework	Classifies whether the patient is prone to cancer or not	Modification AHA-based Convolutional Neural Network (AHA-CNN)
Kansal and Dhillon (2022)	Coordinated wind-solar-thermal generation scheduling problem	Reducing the pollutants' emissions and saving in fuel costs	Modification Memory-enhanced AHA (MAHA)
Kotb et al. (2022)	Estimation of electrical transformer parameters	An offers an efficient tool to define the unknown parameters of electrical transformers	N/A
B. Li et al. (2022)	Determining the decommissioning life of energy equipment	The optimal period for equipment decommissioning	Modification Monte Carlo-AHABi-Lifecycle Cost (MC-AHABi-LCC)
Y. Liu et al. (2022)	Engineering problem	Compares the overall performance of new swarm intelligence optimization algorithms	N/A
Mohamed et al. (2022)	Renewable energy power grids	Mitigation of existing frequency and tie-line power deviations in the interconnected power grids	N/A
Mohseni et al. (2022)	Microgrid	Minimize the whole-life cost of off-grid microgrids	N/A

ตาราง 3 (ต่อ)

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Raghavendra et al. (2022)	Data science enabled stability prediction model for smart grids	Making an AHA-based feature selection model with optimal deep learning-enabled stability prediction for the smart grid environment	Modification AHA-based Feature Selection with Optimal DL enabled Stability Prediction (AHAFS-ODLSP)
Ramadan et al. (2022)	Photovoltaic	To propose a modification algorithm.	Modification Adaptive Opposition with AHA (AOAHA)
Sadoun et al. (2022)	Predict the wear rates of the composites	To find the optimal configuration of random vector functional link (RVFL)	Modification Random Vector Functional Link Algorithm using AHA (RVFL-AHA)
Shadman Abid et al. (2022)	Renewable energy-based distributed generation units	Power loss reduction, voltage stability margin (VSM) enhancement, voltage deviation minimization, and yearly economic savings.	N/A
Shaheen et al. (2022)	Parameter estimation of solar photovoltaic triple-diode models	The true modeling of solar photovoltaic units.	N/A
Singh et al. (2022)	Design and synthesis of circular antenna array	Design and synthesis of circular antenna array.	N/A
Waleed et al. (2022)	Optimal reactive power dispatch	To improve the performance of power systems by minimizing two distinct objective functions	N/A
J. Wang et al. (2022)	Truss topology optimization	To propose improvements to the algorithm.	Modification AHA based on Golden Sine (DGSAHA)
L. Wang et al. (2022)	Parameter identification of a governing system in a pumped storage unit	To propose the parameter identification of the governing system in a pumped storage unit	Modified Improved AHA (IAHA)
Yildiz et al. (2022)	Engineering problems	To propose improvements to the algorithm.	Hybridization AHA and simulated annealing (HAHA-SA)
Zhao, Wang, et al. (2022)	Hydropower operation design	To propose a new algorithm	N/A

### ตาราง 3 (ต่อ)

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Zhao, Zhang, et al. (2022)	Engineering design problems	To propose improvements to the algorithm	Modification Multi-Objective AHA (MOAHA)
Abd Elaziz et al. (2023)	Feature selection	To present a hybrid version and test the performance of an algorithm	Hybridization Quantum AHA (QAHA)
Abdallahman et al. (2023)	Workflow scheduling	Minimize the number of resources and reduce energy consumption	Binary AHA - Krill Herd Algorithm (BAHA-KHA)
Abdel-Basset et al. (2023)	Parameter estimation of Proton Exchange Membrane Fuel Cell (PEMFC)	To apply the JAHA to solve problems and compare its performance with other algorithms	Improved AHA (AHA)
Abid et al. (2023)	Microgrids	Improving the voltage stability margin and minimizing cost	Multi - objective AHA (MOAHA)
Abualigah et al. (2023)	Designing a Fractional Order Proportional-Integral-Derivative (FOPID) controller	To apply the m-AHA to tune the FOPID controller used in a cruise control system appropriately	Modified elite opposition-based AHA (m - AHA)
Ahmed et al. (2023)	IoT-based intelligent waste management system	To reduce energy consumption and decrease the distance between waste bins and garbage trucks	Multi - objective AHA (MOAHA)
Alhumade et al. (2023)	Photovoltaic systems	To find the global maximum power point (MPP)	Modified AHA combined with genetic operators (mAHA)
Ansari et al. (2023)	Design of a Surface Plasmon Resonance (SPR) sensor	To determine the optimum geometry parameters for the suggested SPR sensor layout	N/A
Arbatsofia et al. (2023)	Nonlinear ball-wheel system	To optimize the numerical values of the control gains by considering two conflicting objective functions	Multi - objective AHA (MAHA)
Aswath et al. (2023)	Obstructive Sleep Apnea (OSA)	To choose the optimal features and weight parameters	Hybrid Artificial Hummingbird Pity Beetle Algorithm (AHPBA)
Bhagat and Saikia (2023)	Energy	To optimize the secondary controller parameters	N/A

ตาราง 3 (ต่อ)

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Bhaqat et al. (2023)	Renewable energy	To compare performance with other algorithms	N/A
Bhattacharjee et al. (2023)	Cooling towers	Minimize the total cost	Oppositional Chaotic AHA (OCAHA)
Chen et al. (2023)	Design and shape optimization	To solve the established shape optimization model	Hybrid AHA (HAHA)
Das et al. (2023)	Interval-valued optimal control problem	Emissions reduction of the firm	N/A
Ekinici, Izci and Kayri (2023)	Infinite Impulse Response (IIR)	To compare performance with other algorithms	N/A
Ekinici, Izci and Yilmaz (2023)	Infinite Impulse Response (IIR)	The discovery of suitable filter sets	Simulated Annealing aided Artificial Hummingbird optimizer (AHA-SA)
El-Sehiemy et al. (2023)	Electrical parameters extraction of PV modules	To reduce the error between simulated current and experimental current	N/A
Enam et al. (2023)	Renewable energy	Reduce losses and enhance voltage profiles	Modified AHA (mAHA)
Essa et al. (2023)	Performance prediction of a reverse osmosis unit	To predict permeate flow	Hybridization Long Short-Term Memory by AHA (LSTM-AHA)
Ezzat et al. (2023)	Prediction Water Quality (WQ)	To increase prediction performance	AHA and explainable deep neural network (AHA - XDNN)
Franklin and Fathima (2023)	Estimate the parameters of the controller	Recommends non-linear modelling of renewables for executing frequency regulation in MATLAB/Simulink	N/A
Geetha et al. (2023)	Magnetic resonance imaging	Brain tumor classification	Chronological AHA (CAHA) and Chronological Artificial Vultures Optimization (CAVO)
Hirbod et al. (2023)	Vaccine distribution	Minimize total costs	N/A
Hu et al. (2023)	Engineering problem	To compare performance with other algorithms	Hybrid AHA with Levy flight and Cross foraging (LCAHA)
Jaballah et al. (2023)	Seismic	The selection of the most suitable parameters	N/A

### ตาราง 3 (ต่อ)

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Jamal et al. (2023)	Optimal Reactive Power Dispatch (ORPD) problem	To compare performance with other algorithms	Modified AHA (MAHA)
Kiyamac and Kaya (2023)	A novel automated CNN arrhythmia classifier	To search for the optimal configuration of a convolutional neural network (CNN) arrhythmia classifier	Modification Memory-enhanced AHA (MAHA)
Kumar and Srinivasan (2023)	Industrial Internet of Things (IIoT)	To compare performance with other algorithms	Artificial Humming Bird Optimization approach that combines LBG-enabled Codebook Creation and Encryption (AHBO-LBGCCE)
H. Li et al. (2023)	Antenna	To estimate the parameters	N/A
Y. Li et al. (2023)	Energy	Parameter optimized	N/A
Li and Feng (2023)	Safety	To adjust support vector machine (SVM) parameters appropriately	Improved AHA (IAHA)
Z. Li et al. (2023)	Photovoltaic	To propose a photovoltaic (PV) module simulation mode with high accuracy	N/A
Mohan et al. (2023)	Cell carcinoma detection	to improved performance in detecting oral squamous cell carcinoma (OSCC)	N/A
Mohseni et al. (2023)	Microgrids	To compare performance with other algorithms	N/A
Mostafa et al. (2023)	Water resources planning	To estimate evapotranspiration (ET)	N/A
Mousavirad et al. (2023)	Variance-based multi-level image thresholding	To compare performance with other algorithms	N/A
Moustafa et al. (2023)	Environment	Reducing total generation fuel costs, environmental pollution, and whole power losses	Improved AHA (IAHA)

### ตาราง 3 (ต่อ)

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Nail (2023)	Three - axis satellite attitude control	To select the best parameters	N/A
Navarro et al. (2023)	Estimation of parameters in solar cell models	Analysis of the performance of different metaheuristics for modeling solar cells	N/A
Nour et al. (2023)	Renewable energy	To design a controller and compare its performance with other algorithms	N/A
Omar et al. (2023)	Energy	To adaptively tune the fractional-order proportional integral (FPI) controller	N/A
Ramadan et al. (2023)	Power system	Minimizing expected total cost.	N/A
Sadoun et al. (2023)	Rates prediction of nanocomposites	To predict the wear performance of copper-alumina (Cu-Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> ) nanocomposites	Modified Dendritic Neural Model AHA (DNM-AHA)
Sahu and Kashyap (2023)	Medical image classification	To perform automated multi-class classification	N/A
Sarhana et al. (2023)	Optimal power flow (OPF)	To compare performance with other algorithms	Enhanced AHA (EAHA)
Soukkou et al. (2023)	Energy	to find an optimal knowledge base of prediction-based fractional-order control law (Pb-FoCL)	Improved AHA (I - AHA)
Yousri et al. (2023)	Energy	Minimizing the electricity and battery degradation costs, customers' discomfort, and peak-to-average ratio (PAR)	Multi - Objective AHA (MOAHA)
Yunpeng et al. (2023)	Predicting pile bearing capacity (PBC)	To test efficiency	N/A
Zhou et al. (2023)	Fabric wrinkles objective evaluation model	Proposed a fabric wrinkle objective evaluation model with the optimized random vector functional link	Modified DarkNet19-QGAHA-RVFL
Zhu and Liu (2023)	Task scheduling problem	Minimizing the maximum completion time and proposes an algorithm	Improved AHA (IAHA)
Aalloul et al. (2024)	Photovoltaic (PV)	Parameter extraction	N/A

### ตาราง 3 (ต่อ)

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Abo-bakr et al. (2024)	Snap-through response	Maximizing the snap-through load and minimizing the instability region	Multi - Objective AHA (MOAHA)
Ahmed et al. (2024)	Integrating Internet of Things (IoT) technology into poultry farming	To solve the data imbalance problem	N/A
Ali et al. (2024)	Environment	Reducing carbon emissions	N/A
Amir et al. (2024)	Prediction	The automatic calibration	N/A
Attiya et al. (2024)	Internet of Things (IoT)	To reduce the make span time and energy consumption in a cloud-fog computing environment	Golden Jackal Artificial Hummingbird (GJAH)
Ayyarao and Kishore (2024)	Parameter estimation of solar PV models	To determine the parameters	N/A
Bakir (2024a)	Engineering design problems	To compare performance with other algorithms	Enhanced AHA (enAHA)
Bakir (2024b)	Engineering design problems	To compare performance with other algorithms	Natural Survivor Method with AHA (NSM - AHA)
Belbachir et al. (2024)	Energy	Minimize the total active power losses, total voltage deviation, and cost	Long-term Memory AHA (LMAHA)
Benival and Kumar (2024)	Energy	To save energy	Energy - Optimized AHA (EOAHA)
Bhattachajee et al. (2024)	Machine design problems	To compare performance with other algorithms	Opposition - Based AHA (OBAHA)
Cao et al. (2024)	Energy	Reducing both economic costs and carbon emissions	Multi - Objective Chaotic AHA (MOCAHA)
Chauhan et al. (2024)	Bearings	To refine the fault features extraction ability	N/A
X. Chen et al. (2024)	Clustering	The global optimum cluster centers	AHA based three-Way K-Means clustering algorithm (AHA-3WKM)
Z. Chen et al. (2024)	Damage detection	To solve problem	Simulated Annealing - AHA (SA-AHA)
Das et al. (2024)	Inventory system	Reduce emissions	N/A



### ตาราง 3 (ต่อ)

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Dhas and Singh (2024)	Blood cell images	Diagnosing breast cancer	AHA based on Manta Ray Foraging Optimization Algorithm (AHA - MRFO)
Du et al. (2024)	Energy	Prediction of machine tool energy	Improved AHA (IAHA)
Ebeed et al. (2024)	Power	Solve Optimal Power Flow (OPF) problem and performance test	Modified AHA (MAHA)
Feng, Zhou and Luo (2024)	Feature selection	To test the performance of BFAHA and apply it to Parkinson's disease diagnosis	Binary Hybrid AHA and Flower Pollination Algorithm (BFAHA)
Feng, Zhou, Luo, et al. (2024)	Prediction	To test the performance of CAHA and use it to optimize the parameters	Complex-valued version of the AHA (CAHA)
Feng (2024)	Energy	To achieve energy conservation and emissions reduction	Radial Basis Function (RBF) model + AHA (RBAH)
Ge et al. (2024)	Wind power prediction	To adjust parameters appropriately	Improved AHA (IAHA)
Guru et al. (2024)	Energy	Reduction in yearly operating costs	N/A
Hakmi et al. (2024)	Material cutting	To optimize the cutting conditions	Multi - Objective AHA (MOAHA)
Imtiaz et al. (2024)	Wind energy systems	To improve low-voltage ride-through (LVRT), minimize power generation loss during faults, and reduce oscillations	Particle Swarm Optimization with AHA (PSO - AHA)
Jamaesha et al. (2024)	Cluster head selection	To elect the optimum Cluster Head (CH)	Hybrid Artificial Tasmanian Devil Hummingbird Algorithm (Hyb-ATDHB)
Jemla Naik et al. (2024)	Energy	To enhance the security and energy efficiency of the nodes	Multiobjective Trust-Aware AHA (M-TAAHA)
Jia et al. (2024)	Computer Numerical Control (CNC) machine tools	To adjust parameters to be suitable	N/A

**ตาราง 3 (ต่อ)**

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
L. Jiang et al. (2024)	Black-box modeling of ship	To optimize the hyper-parameters	N/A
P. Jiang et al. (2024)	Prediction	To determine the optimal weight coefficients	N/A
Kanokmedhakul et al. (2024)	H-infinity flight control design	Synthesize the controller	N/A
Katipoğlu and Soylu (2024)	Control system design	Tune parameters to be appropriate	N/A
Kondisetti and Katragadda (2024)	Photovoltaic (PV)	To test performance and compare it with other algorithms	Multi – objective AHA
Li et al. (2024)	Photovoltaic (PV)	Parameter estimation	N/A
Maged et al. (2024)	Microgrid	To conserve energy sufficient for various loads	N/A
Miguel-Andres et al. (2024)	Feature selection	To test performance and compare it with other algorithms	N/A
Pham and Huynh (2024)	Scheduling problems	To minimize project makespan while maximizing net present value	Multi – Objective AHA (MOAHA)
Pranupa et al. (2024)	Wind farm layout optimization	To optimize the wind farm's architecture	N/A
Rohman et al. (2024)	Polyethylene reactors	Minimize energy usage	Multi - Objective AHA with Dynamic Elimination - based Crowding Distance (MOAHA-DECD)
Ruby Vincy Roy and Peer Fathima (2024)	Power	Reduce damage for wearable equipment	N/A
Samare Hashemi et al. (2024)	Hydropower plants	minimize the total shortfall, flood control, and differences in total electricity generation output	Multi – Objective AHA (MOAHA)
Sarma and Bardalai (2024)	Controller tuning	To test performance and fine-tune the controller	Chaotic AHA (ChAHA)
Sathish et al. (2024)	Biomedical	Infection - level identification of tuberculosis	Fractional AHA (FAHA)
Savjani and Parekh (2024)	Renewable energy	To reduce the service time of the relay	Hybrid chaotic AHA optimization (HCAO)

**ตาราง 3 (ต่อ)**

Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
Sharma et al. (2024)	Prediction	To increase the accuracy of prediction and to choose the optimal portfolio	Integration of Artificial Rabbit and Hummingbird Algorithm (ARHA)
Shayeghi et al. (2024)	Microgrids	To adjust control parameters appropriately	Hybrid Differential AHA (D-AHA)
Shi et al. (2024)	Forecasting	To improve the accuracy and stability of prediction	Dynamic Non-Stationary Fuzzy Time Series Method – AHA (SLG - AHA)
Singh et al. (2024)	Antenna	To enhance the algorithm's exploration capabilities and improve the efficiency of the optimization process	Quasi Opposition based AHA (QOAHA)
Spoorthi and Mahesh (2024)	Biomedical	To classify categories of lung cancer	AHA Cuckoo algorithm (AHCA) and AHA Firefly optimization algorithm (AHFO)
Sreenivas et al. (2024)	Facial Expression Recognition (FER)	To adjust the classification parameters appropriately	Extended AHA (EX - AHA)
Subramanian et al. (2024)	Data security	To enhance hyperparameter efficiency	N/A
Sun et al. (2024)	Forecasting	To enable optimal scheduling and capacity preparation for rotational backup production, and to mitigate economic losses	Multiobjective – Optimized AHA (MOAHA)
Trieu and Nguyen (2024)	Energy	Maximizing the total profit and compare it with other algorithms	N/A
Umba et al. (2024)	Hydrological	To predict rainfall amounts and compare efficiency	N/A
Uwanuakwa et al. (2024)	Prediction	To predicting the dynamic modulus of hot mix asphalt concrete	N/A
Yesilbudak (2024)	Photovoltaic (PV)	To compare parameter estimation methods	N/A

ตาราง 3 (ต่อ)

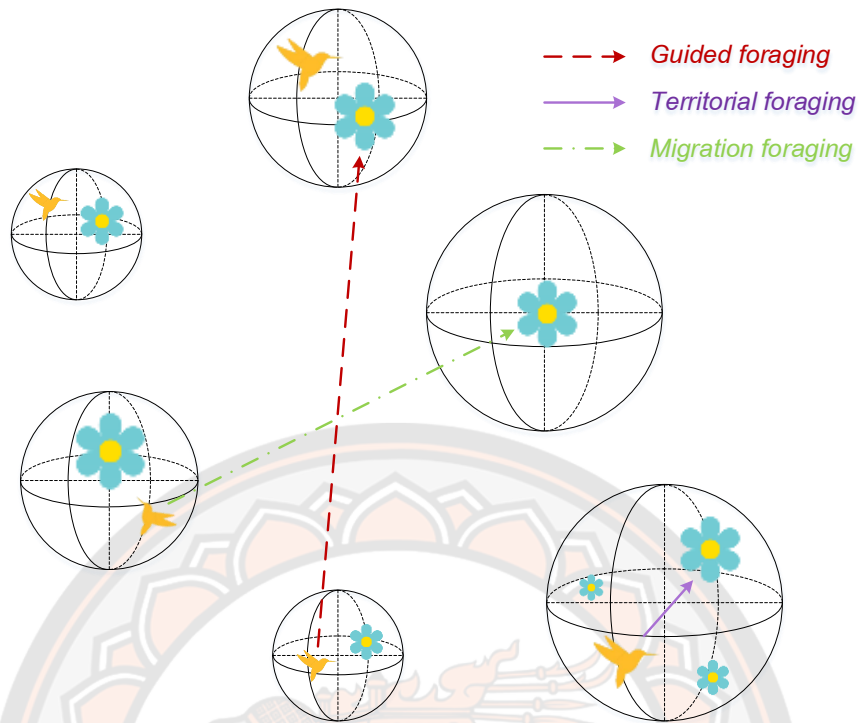
Authors (years)	Problem	Objective	New study on the AHA
L. Zhang et al. (2024)	Optimal mix design for High - Performance Concrete (HPC)	Reduction in labor intensity	N/A
Y. Zhang et al. (2024)	Wind power prediction system	To adjust the model appropriately	N/A
Zhu et al. (2024)	Mechanical structures	To define the optimal radius	N/A

จากตาราง 3 Thongsamai et al. (2024) สามารถแบ่งประเภทการประยุกต์ใช้งาน AHA กับพื้นที่ต่าง ๆ ได้ 8 พื้นที่ คือ 1) Antenna design 2) Biomedical 3) Networking 4) Optimization 5) Prediction and forecasting 6) Scheduling 7) Power generation and controlling และ 8) Others พื้นที่ที่นิยมประยุกต์ใช้งาน คือ การผลิตและการควบคุมพลังงาน จากการทบทวน Kansal and Dhillon (2022) ทำการจัดตารางผลิตพลังงานจากลมและแสงอาทิตย์ และไม่พบการประยุกต์ใช้งาน AHA ในการจัดตารางการทำงานของแพทย์

## 2.1 แนวคิดของขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (AHA)

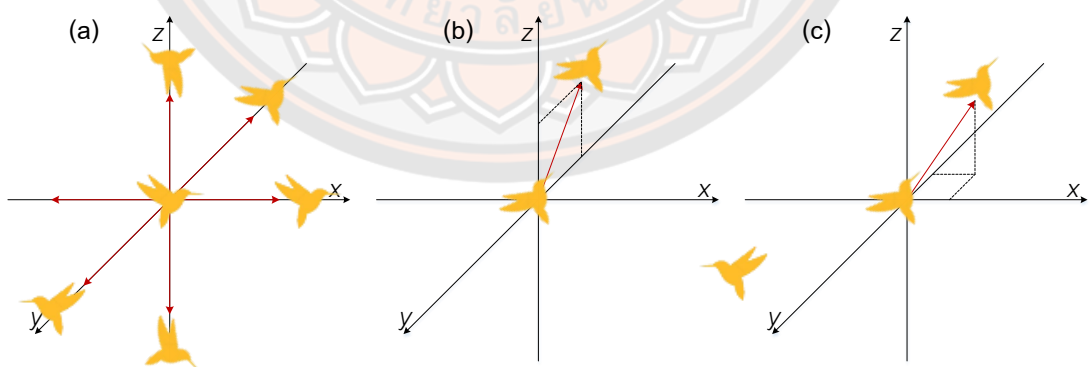
ขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (AHA) ถูกคิดค้นโดย Zhao, Wang, et al. (2022) และถูกเผยแพร่เมื่อปี พ.ศ. 2565 ผู้สร้างได้จำลองพฤติกรรมของนกฮัมมิงเบิร์ด คือ 1) พฤติกรรมกลยุทธการหาอาหารของนกฮัมมิงเบิร์ด ได้แก่ การหาอาหารแบบมีผู้นำทาง (Guided foraging) การหาอาหารในอาณาเขตตัวเอง (Territorial foraging) และการอพยพไปหาอาหารในอาณาเขตใหม่ (Migration foraging) แสดงดังภาพ 7 2) พฤติกรรมการบินของนกฮัมมิงเบิร์ด ได้แก่ การบินตามแนวแกน (Axial flight) การบินตามแนวทแยง (Diagonal flight) และการบินรอบทิศทาง (Omnidirectional flight) แสดงดังภาพ 8 และ 3) ความจำของนกฮัมมิงเบิร์ดที่นำมาใช้รวมกับตารางการเยี่ยมชม (Visit table) แสดงดังภาพ 9 นกฮัมมิงเบิร์ดจะเลือกกลยุทธ์การหาอาหารหนึ่งกลยุทธ์ และวิธีการบินไปยังแหล่งอาหารหนึ่งวิธี โดยใช้ตารางการเยี่ยมชมและอัตราการเติมน้ำหวาน (Nectar-refilling rate) เป็นตัวพิจารณาเลือกแหล่งอาหาร (Food source) จะพิจารณาระดับการเยี่ยมชม (Visit level) ก่อน หากระดับการเยี่ยมชมมีค่าสูงสุดในตารางของนกฮัมมิงเบิร์ดแต่ละตัวจะไปยังแหล่งอาหารนั้น แต่ถ้าระดับการเยี่ยมชมมีค่าสูงสุดเท่ากันให้พิจารณาที่อัตราการเติมน้ำหวานเมื่อเลือกแหล่งอาหารที่จะไปแล้ว (Target food source) ทำการประเมินค่าคำตอบหากแหล่งอาหารนั้นมีค่าดีกว่าค่าคำตอบเริ่มต้นแหล่งอาหารจะได้หรือถูกบวกระดับการเยี่ยมชมเพิ่ม เพื่อจะดึงดูดนกฮัมมิงเบิร์ดตัวอื่น ๆ

กลยุทธ์การหาอาหารแบบมีผู้นำทางเป็นวิธีการค้นหาคำตอบในวงกว้างและการเสาะแสวงหาคำตอบที่มีอยู่เดิม (Exploitation) กลยุทธ์การหาอาหารในอาณาเขตตัวเองเป็นวิธีสำหรับการสำรวจ (Exploration) และกลยุทธ์การอพยพไปหาอาหารในอาณาเขตใหม่เป็นวิธีการหลีกเลี่ยงการติดอยู่ใน Local Optima (Perturb) โดยนกฮัมมิงเบิร์ดจะเลือกทำกระบวนการ Exploitation และ Exploration ที่ค่าความน่าจะเป็น 0.5 ส่วนกระบวนการ Perturb จะทำเมื่อ  $2n$  โดยที่  $n$  คือ จำนวนประชากร



ภาพ 7 พฤติกรรมการหาอาหารสามกลยุทธ์ของนกฮัมมิงเบิร์ด

ที่มา: ปรับปรุงจาก Zhao, Wang, et al. (2022)



ภาพ 8 พฤติกรรมการบินสามวิธีของนกฮัมมิงเบิร์ด

(a) การบินตามแนวแกน, (b) การบินตามแนวทแยง และ (c) การบินรอบทิศทาง

ที่มา: ปรับปรุงจาก Zhao, Wang, et al. (2022)

		Food source				
		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>
Hummingbird	X <sub>1</sub>	--	3	5	6	4
	X <sub>2</sub>	2	--	4	9	8
	X <sub>3</sub>	5	3	--	7	2
	X <sub>4</sub>	6	6	3	--	4
	X <sub>5</sub>	7	2	5	3	--

ภาพ 9 ตารางเชื่อมขมที่มีจำนวนประชากรนกฮัมมิงเบิร์ดห้าตัว

ที่มา: ปรับปรุงจาก Zhao, Wang, et al. (2022)

## 2.2 ขั้นตอนการหาคำตอบด้วยขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (AHA)

ขั้นตอนการค้นหาคำตอบด้วยวิธีการนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (AHA) ประกอบด้วยขั้นตอนหลักทั้งหมดสามารถแสดงรายละเอียดได้ดังต่อไปนี้

2.2.1 กำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับ AHA โดยกำหนดจำนวนนกฮัมมิงเบิร์ด (Number of hummingbirds:  $n$ ) และจำนวนรอบการวนซ้ำ (Number of iterations:  $t$ )

2.2.2 สร้างประชากรคำตอบเริ่มต้นโดยการสุ่ม และจำนวนคำตอบเริ่มต้นที่สร้างเป็นไปตามจำนวนนกฮัมมิงเบิร์ดที่กำหนด หรือค่า  $n$  คำนวณจากสมการ (1) จากงานวิจัยของ Zhao, Wang, et al. (2022)

$$x_i = Low + r * (Up - Low) \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

โดยที่

$x_i$  คือ ตำแหน่งของนกฮัมมิงเบิร์ดกับแหล่งอาหาร

$r$  คือ เวกเตอร์สุ่ม 0 ถึง 1

$Low$  คือ ขอบเขตล่างสำหรับปัญหา

$Up$  คือ ขอบเขตบนสำหรับปัญหา

2.2.3 ปล่อนกฮัมมิงเบิร์ดไปยังแหล่งอาหารแต่ละแหล่งที่ไม่ซ้ำกัน ซึ่งจำนวนแหล่งอาหารจะเท่ากับจำนวนของนกฮัมมิงเบิร์ดเสมอ และสร้างตารางเชื่อมต่อ คำนวณจากสมการ (2) จากงานวิจัยของ Zhao, Wang, et al. (2022)

$$VT_{i,j} = \begin{cases} 0, & \text{if } i \neq j \\ \text{null}, & \text{if } i = j \end{cases} \quad i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, n \quad (2)$$

โดยที่

$VT_{i,j} = 0$  คือ แหล่งอาหาร  $j$  ที่เพิ่งได้รับการเยี่ยมชมโดยนกฮัมมิงเบิร์ด  $i$

$VT_{i,j} = \text{null}$  คือ นกฮัมมิงเบิร์ดกำลังกินอาหารที่แหล่งอาหารปัจจุบัน

2.2.4 ประเมินนกฮัมมิงเบิร์ดแต่ละตัว

2.2.5 เลือกลยุทธ์การหาอาหารของนกฮัมมิงเบิร์ดเพื่อไปยังแหล่งอาหารใหม่ การหาอาหารแบบมีผู้นำทาง (Guided foraging) และการหาอาหารในอาณาเขตตัวเอง (Territorial foraging) คำนวณจากสมการ (3) และ (5) ตามลำดับ จากงานวิจัยของ Zhao, Wang, et al. (2022)

$$v_i(t+1) = x_{i,tar}(t) + a * D * (x_i(t) - x_{i,tar}(t)) \quad (3)$$

$$a \sim N(0, 1) \quad (4)$$

$$v_i(t+1) = x_i(t) + b * D * x_i(t) \quad (5)$$

$$b \sim N(0, 1) \quad (6)$$

โดยที่

$v_i(t+1)$  คือ ตำแหน่งแหล่งอาหารใหม่

$x_{i,tar}(t)$  คือ ตำแหน่งของแหล่งอาหารเป้าหมายที่นกฮัมมิงเบิร์ดจะไป

$x_i(t)$  คือ ตำแหน่งของนกฮัมมิงเบิร์ดกับแหล่งอาหาร  $i$  ที่เวลา  $t$

$D$  คือ เวกเตอร์ที่ใช้เพื่อควบคุมทิศทางในมิติ  $D$  (Maximum)

$a$  คือ Guided Factor ซึ่งมีการแจกแจงแบบปกติ โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1

$b$  คือ Territorial Factor ซึ่งมีการแจกแจงแบบปกติ โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1

2.2.6 เลือกรูปการบินไปยังแหล่งอาหารใหม่ด้วยวิธีการบินตามแนวแกน (Axial flight) การบินตามแนวทแยง (Diagonal flight) และการบินรอบทิศทาง (Omnidirectional flight) คำนวณจากสมการ (7) (8) และ (9) ตามลำดับ จากงานวิจัยของ Zhao, Wang, et al. (2022)



$$D^{(i)} = \begin{cases} 1, & \text{if } i = \text{randi}([1, d]) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad i = 1, \dots, d \quad (7)$$

$$D^{(i)} = \begin{cases} 1, & \text{if } i = P(j), j \in [1, k], P = \text{randperm}(k), k \in [2, [r_1 * (d - 2)] + 1] \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad i = 1, \dots, d \quad (8)$$

$$D^{(i)} = 1 \quad i = 1, \dots, d \quad (9)$$

โดยที่

$D^{(i)}$  คือ พื้นที่สูงสุดของมิติการบินที่สามารถบินได้

$\text{randi}([1, d])$  คือ จำนวนเต็มแบบสุ่มจาก 1 ถึง  $d$

$\text{randperm}(k)$  คือ การเรียงสับเปลี่ยนแบบสุ่มของจำนวนเต็มจาก 1 ถึง  $k$

$r_1$  คือ ตัวเลขสุ่มจาก 0 ถึง 1

$d$  คือ เวกเตอร์ที่ใช้เพื่อควบคุมทิศทางในมิติ  $d$  (Minimum)

2.2.7 การเลือกแหล่งอาหารใหม่ขั้นตอนแรกเลือกจากระดับการเยี่ยมชม เลือกแหล่งอาหารที่มีระดับการเยี่ยมชมสูงสุด หากมีระดับเยี่ยมชมสูงสุดเท่ากัน ให้พิจารณาขั้นตอนที่สองเลือกจากอัตราการเติมน้ำหวาน เลือกแหล่งอาหารที่มีอัตราการเติมน้ำหวานที่ดีที่สุด คำนวณจากสมการ (10) จากงานวิจัยของ Zhao, Wang, et al. (2022) ในกรณีที่เป็นปัญหาค่าต่ำสุด (Minimize problem)

$$x_i(t+1) = \begin{cases} x_i(t) & , f(x_i(t)) \leq f(v_i(t+1)) \\ v_i(t+1), f(x_i(t)) > f(v_i(t+1)) \end{cases} \quad (10)$$

โดยที่

$f(\cdot)$  คือ Function Fitness Value

2.2.8 เมื่อเลือกแหล่งอาหารใหม่ได้แล้ว ทำการปรับตารางเยี่ยมชมโดยให้ตำแหน่งของนกฮัมมิงเบิร์ดปัจจุบันเท่ากับศูนย์ และบวกเพิ่มหนึ่งให้กับแหล่งอาหารที่นกฮัมมิงเบิร์ดไม่ได้ไป แต่ถ้าหากค่า Function Fitness Value หรือค่าอัตราการเติมน้ำหวานของแหล่งอาหารใหม่ดีกว่าค่าตอบเริ่มต้นให้เพิ่มค่าระดับเยี่ยมชม โดยนำค่าระดับเยี่ยมชมสูงสุดในแต่ละแถวแล้วบวกเพิ่มหนึ่งให้กับแหล่งอาหารที่มีค่าอัตราการเติมน้ำหวานดีกว่า เพื่อดึงดูดนกฮัมมิงเบิร์ดตัวอื่น ๆ

2.2.9 หากครบรอบกำหนดการทำการอพยพไปหาอาหารในอาณาเขตใหม่ (Migration foraging) และเลือกตำแหน่ง (นกฮัมมิงเบิร์ด) ที่แย่ที่สุด คำนวณจากสมการ (12) และ (11) ตามลำดับจากงานวิจัยของ Zhao, Wang, et al. (2022)

$$x_{wor}(t + 1) = Low + r * (Up - Low) \quad (11)$$

$$M = 2n \quad (12)$$

โดยที่

$x_{wor}(t + 1)$  คือ นกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่แย่ที่สุดในประชากร

$M$  คือ Migration Foraging

2.2.10 เมื่อเลือกตำแหน่ง (นกฮัมมิงเบิร์ด) ที่แย่ที่สุดได้แล้ว ทำการปรับตารางเยี่ยมชม โดยบวกเพิ่มหนึ่งให้กับแหล่งอาหารที่นกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่แย่ที่สุดจะบินไปได้

2.2.11 ทำการปรับตารางเยี่ยมชมเลือกตำแหน่ง (แหล่งอาหาร) ที่แย่ที่สุด โดยการนำค่าระดับเยี่ยมชมสูงสุดในแต่ละแถวแล้วบวกเพิ่มหนึ่งให้กับตำแหน่งที่แย่ที่สุด

การเปรียบเทียบคำศัพท์ระหว่างขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (GA) กับขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (AHA) แสดงดังตาราง 4 สำหรับรหัสเทียมของวิธี AHA แสดงดังภาพ 10 จากการพัฒนาวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี AHA กับการจัดตาราง ในฐานข้อมูล Scopus และจากบทความของ Thongsamai et al. (2024) พบว่าวิธี AHA ยังไม่ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์

ตาราง 4 การเปรียบเทียบคำศัพท์ระหว่างขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (GA) กับขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (AHA)

Algorithm terminologies	Genetic Algorithm (GA)	Artificial Hummingbird Algorithm (AHA)
All of representations (solutions)	Population	Population
Representation size	Population size	Number of hummingbirds
A representation	Chromosome	A hummingbird
Representation components	Genes	Number of dimensions
Sub- Representation components	Alleles	N/A
Number of improved rounds	Number of generations	Number of iterations
Selection method	Random selection according to rates	No selection
Exploitation operator	Crossover	(All of hummingbirds)
Exploration operator	Mutation	Guided foraging
Evaluation function	Fitness function	Territorial foraging
The best so far	The best solution	Evaluation function
		Positions of hummingbirds to the best nectar-refilling food sources.

Input:  $n, d, f, \text{Max Iteration}, \text{Low}, \text{Up}$   
Output:  $\text{Globalminimum}, \text{Globalminimizer}$   
Initialization:  
For  $i^{\text{th}}$  hummingbird from 1 to  $n$ ,  
Do  $x_i = \text{Low} + r(\text{Up} - \text{Low})$ ,  
For  $j^{\text{th}}$  food source from 1 to  $n$ , Do  
If  $i \neq j$   
Then  $\text{Visit\_table}_{ij} = 1$ ,  
Else  $\text{Visit\_table}_{ij} = \text{null}$ ,  
End If  
End For  
End For  
While  $t \leq \text{Max Iteration}$  Do  
For  $i^{\text{th}}$  hummingbird from 1 to  $n$ , Do  
If  $\text{rand} \leq 0.5$  Then  
If  $r < 1/3$  Then perform equation (7), *Axial flight*  
Else If  $r > 2/3$   
Then perform equation (8), *Diagonal flight*  
Else perform equation (9), *Omnidirectional flight*  
End If  
End If  
Perform equation (3), *Guided foraging*  
If  $f(v_i(t+1)) < f(x_i(t))$   
Then  $x_i(t+1) = v_i(t+1)$ ,  
For  $j^{\text{th}}$  food source from 1 to  $n$  ( $j \neq \text{tar}, i$ ), Do  
 $\text{Visit\_table}(i, j) = \text{Visit\_table}(i, j) + 1$ ,  
End For  
 $\text{Visit\_table}(i, \text{tar}) = 0$ ,  
For  $j^{\text{th}}$  food source from 1 to  $n$ , Do  
 $\text{Visit\_table}(j, i) = \max_{l \in n \text{ and } l \neq j} (\text{Visit\_table}(j, l)) + 1$ ,  
End For  
Else  
For  $j^{\text{th}}$  food source from 1 to  $n$  ( $j \neq \text{tar}, i$ ), Do  
 $\text{Visit\_table}(i, j) = \text{Visit\_table}(i, j) + 1$ ,  
End For  
 $\text{Visit\_table}(i, \text{tar}) = 0$ ,  
End If  
Else  
Perform equation (5), *Territorial foraging*  
If  $f(v_i(t+1)) < f(x_i(t))$   
Then  $x_i(t+1) = v_i(t+1)$ ,  
For  $j^{\text{th}}$  food source from 1 to  $n$  ( $j \neq i$ ), Do  
 $\text{Visit\_table}(i, j) = \text{Visit\_table}(i, j) + 1$ ,  
End For  
For  $j^{\text{th}}$  food source from 1 to  $n$ , Do  
 $\text{Visit\_table}(j, i) = \max_{l \in n \text{ and } l \neq j} (\text{Visit\_table}(j, l)) + 1$ ,  
End For  
Else  
For  $j^{\text{th}}$  food source from 1 to  $n$  ( $j \neq i$ ), Do  
 $\text{Visit\_table}(i, j) = \text{Visit\_table}(i, j) + 1$ ,  
End For  
End If  
End If  
End For  
If  $\text{mod}(t, 2n) == 0$ ,  
Then perform equation (11), *Migration foraging*  
For  $j^{\text{th}}$  food source from 1 to  $n$  ( $j \neq \text{wor}$ ), Do  
 $\text{Visit\_table}(\text{wor}, j) = \text{Visit\_table}(\text{wor}, j) + 1$ ,  
End For  
For  $j^{\text{th}}$  food source from 1 to  $n$ , Do  
 $\text{Visit\_table}(j, \text{wor}) = \max_{l \in n \text{ and } l \neq j} (\text{Visit\_table}(j, l)) + 1$ ,  
End For  
End If  
End While

ภาพ 10 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์

ที่มา: ปรับปรุงจาก Zhao, Wang, et al. (2022)

สำหรับ AHA มีข้อดีข้อด้อยแตกต่างจากวิธีการอื่น โดยประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบสามารถเปลี่ยนแปลงได้เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงโจทย์ปัญหาหรือลักษณะของปัญหา ข้อดีข้อด้อยของ AHA สามารถสรุปได้ดังตาราง 5

ตาราง 5 การเปรียบเทียบข้อดีข้อด้อยของ AHA

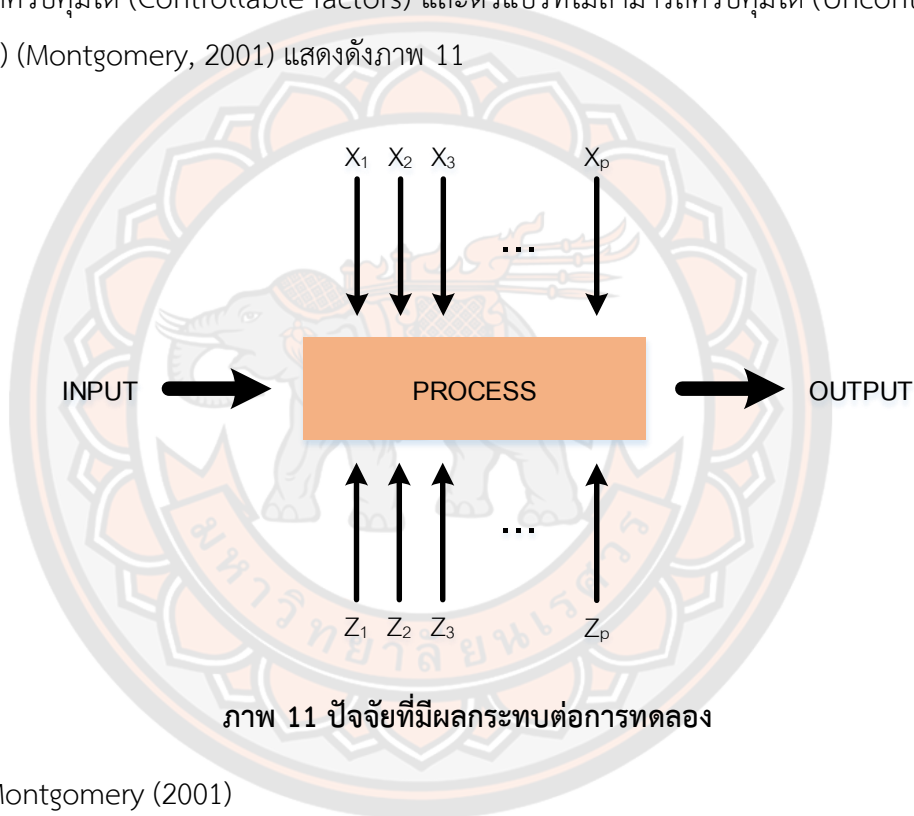
ข้อดี	ข้อด้อย
- ใช้งานง่ายและมีพารามิเตอร์น้อย (Zhao, Wang, et al., 2022)	- มีโอกาสติดอยู่กับคำตอบที่เฉพาะพื้นที่ได้ง่าย (Ali et al., 2022; Fathy, 2022; Kansal and Dhillon, 2022; Shaheen et al., 2022)
- มีการบรรจบกันอย่างรวดเร็ว (Alamir et al., 2022; Haddad et al., 2022; Waleed et al., 2022)	- มีการบรรจบของคำตอบที่เร็วเกินไป (Kansal and Dhillon, 2022; Shaheen et al., 2022)
- มีประสิทธิภาพสูงในการใช้ประโยชน์และการสำรวจคำตอบโดยพฤติกรรมการบินที่แตกต่างกันของนกฮัมมิงเบิร์ด (Shadman Abid et al., 2022)	
- นกฮัมมิงเบิร์ดมีตารางเยี่ยมชมที่ใช้ร่วมกัน เพื่อนำทางนกฮัมมิงเบิร์ดตัวอื่น ๆ ไปยังแหล่งคำตอบที่ดี	
- เมื่อนกฮัมมิงเบิร์ดได้รับการปรับปรุงจากทั้งสามกลยุทธ์แล้วคำตอบไม่ดีขึ้น นกฮัมมิงเบิร์ดจะยังคงคำตอบเดิมที่ดีที่สุดไว้	
- มีการสร้างความสมดุลระหว่างความสามารถด้านการค้นหาในวงกว้าง และความสามารถในการค้นหาเฉพาะพื้นที่	

### การออกแบบการทดลองและการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ

การออกแบบการทดลอง (Design of Experiments: DOE) มีความสำคัญต่อการทดลองอย่างมาก และการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติยังส่งผลต่อความน่าเชื่อถือของงานวิจัย เพราะในการทดลองเราต้องการทราบถึงผลกระทบจากปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับการทดลอง เพื่ออธิบายและดูความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ ภายใต้งैเงื่อนไขที่ตั้งสมมติฐานไว้ การออกแบบการทดลองช่วยประหยัดเวลาและค่าใช้จ่าย ยังช่วยทำให้ความน่าเชื่อถือและมีความถูกต้องเพิ่มขึ้น โดยผลลัพธ์ที่ได้สามารถนำไปใช้ปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อให้กระบวนการมีประสิทธิภาพมากขึ้น ดังนั้นการออกแบบการทดลองเป็นสิ่งที่ควรทำอย่างยิ่งก่อนทำการทดลอง ขั้นตอนการออกแบบการทดลองมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

## 1. การออกแบบการทดลอง (Design of Experiments: DOE)

การออกแบบการทดลองมีจุดประสงค์เพื่อหาค่าของข้อมูลที่ผู้ทำการทดลองต้องทราบค่าจากการทดลองนั้น ซึ่งถูกนำมาใช้เพื่อศึกษาประสิทธิภาพในการทำงานของกระบวนการ ที่นำไปสู่การเปลี่ยนแปลงปัจจัยให้อยู่ในรูปแบบของผลลัพธ์ที่ต้องการให้มากที่สุด การออกแบบการทดลองอาจเป็นการทดลองเพียงครั้งเดียวหรือการทดลองที่กระทำต่อเนื่องกันไป โดยมีการเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรนำเข้า (Input variable) ภายในระบบกระบวนการที่กำลังศึกษา เพื่อสังเกตผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรนำเข้าต่อผลลัพธ์ ซึ่งตัวแปรนำเข้าสามารถแบ่งได้ 2 กลุ่ม ได้แก่ ตัวแปรที่สามารถควบคุมได้ (Controllable factors) และตัวแปรที่ไม่สามารถควบคุมได้ (Uncontrollable factors) (Montgomery, 2001) แสดงดังภาพ 11



ภาพ 11 ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อการทดลอง

ที่มา: Montgomery (2001)

จากภาพ 11 ปัจจัยการแปรผัน  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$  เป็นปัจจัยที่สามารถควบคุมได้ และปัจจัยที่ไม่สามารถควบคุมได้ คือ  $z_1, z_2, z_3, \dots, z_p$  โดยการทดลองทำเพื่ออธิบายประเด็นต่าง ๆ ที่สามารถเกิดขึ้นได้ในกระบวนการ ได้แก่ การทดลองเพื่ออธิบายถึงปัจจัยต่าง ๆ ที่มีผลกระทบต่อค่าตอบสนอง  $y$  ของกระบวนการ การทดลองเพื่ออธิบายการกำหนดค่าตัวแปร  $x$  ที่มีผลกระทบต่อค่าตอบสนอง  $y$  ที่ทำให้ค่า  $y$  อยู่ในช่วงที่ต้องการ การทดลองเพื่ออธิบายการกำหนดค่าตัวแปร  $x$  ที่มีผลกระทบต่อค่าตอบสนอง  $y$  ที่ทำให้ค่า  $y$  มีค่าน้อย และการทดลองเพื่อหาวิธีตั้งค่า  $x$  ที่มีผลกระทบต่อค่าตอบสนอง  $y$  เพื่อให้ผลกระทบจากตัวแปรที่เราไม่สามารถควบคุมได้มีค่าน้อยที่สุด

## 2. การออกแบบการทดลองเชิงแฟกทอเรียล

การออกแบบการทดลองเชิงแฟกทอเรียล (Factorial design) คือ การทดลองที่พิจารณาความเป็นไปได้ทุกระดับ (Levels) ของปัจจัย (Factors) การทดลองที่เป็นไปได้ทั้งหมด โดยทั่วไปสามารถแบ่งออกได้ 2 กรณี ได้แก่

2.1 กรณีที่การทดลองมีปัจจัย 2 ปัจจัย คือ การทดลองประกอบด้วยปัจจัย  $A$  และ  $B$  โดยที่ระดับของแต่ละปัจจัยมีค่าเท่ากับ  $a$  และ  $b$  ตามลำดับ ดังนั้นการทำซ้ำใน 1 รอบของการทำซ้ำ (Replicate) จะมีจำนวนของการทดลองทั้งหมด  $a \times b$  การทดลอง

2.2 กรณีที่การทดลองมีปัจจัยมากกว่า 2 ปัจจัย คือ การทดลองประกอบด้วยปัจจัย  $A, B, C, \dots, N$  โดยที่ระดับของแต่ละปัจจัยมีค่าเท่ากับ  $a, b, c, \dots, n$  ตามลำดับ ดังนั้นการทำซ้ำใน 1 รอบของการทำซ้ำ (Replicate) จะมีจำนวนของการทดลองทั้งหมด  $a \times b \times c \times \dots \times n$  การทดลอง

ผลกระทบของปัจจัยต่าง ๆ ต่อค่าตอบสนองที่เกิดขึ้นสามารถอธิบายได้ในลักษณะของผลกระทบหลัก (Main effect) เป็นการอธิบายถึงการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นกับค่าตอบสนองเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงปัจจัยนั้น ๆ การเกิดปฏิสัมพันธ์ (Interaction) กันระหว่างปัจจัย คือค่าตอบสนองที่ได้ในแต่ละระดับของปัจจัยหนึ่งจะขึ้นอยู่กับระดับของปัจจัยอื่นด้วย

## 3. การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ

สถิติเป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้มาจากการทดลองเพื่อให้เกิดความน่าเชื่อถือ การวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of Variation: ANOVA) และการทดสอบความแตกต่างของประชากรสองกลุ่ม (Two groups differential test: t-test) เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ การวิเคราะห์ความแปรปรวนถูกใช้เพื่อต้องการทราบความแปรปรวนที่เกิดขึ้นของค่าตอบสนองที่ได้จากการทดลอง และทำเพื่อทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับการกำหนดปัจจัยการทดลองต่าง ๆ ที่อาจส่งผลต่อค่าตอบสนองให้มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (Statistical significance) ซึ่งสามารถทราบได้จากการวิเคราะห์อัตราส่วน 2 กรณี (Montgomery, 2017) ได้แก่ กรณีการวิเคราะห์อัตราส่วนของความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม และกรณีการวิเคราะห์อัตราส่วนความแปรปรวนภายในกลุ่ม ซึ่งค่าความแปรปรวนที่คำนวณได้นั้นเรียกว่าค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ที่เกิดขึ้นกับผลทดลองหรือค่าตอบสนอง ที่สามารถบ่งบอกถึงผลกระทบหลัก (Main effect) ของแต่ละปัจจัยต่อค่าตอบสนอง และยังสามารถบ่งบอกถึงปฏิสัมพันธ์หรือผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัย (Interaction) (Montgomery, 2001)

ตัวอย่างการทดลองที่กำหนดให้มีปัจจัยการทดลองจำนวน 2 ปัจจัย ได้แก่ ปัจจัย  $A$  และ  $B$  ที่ระดับของปัจจัยเท่ากับ  $a$  และ  $b$  ตามลำดับ แต่ละรอบของการทดลอง (Replication) จะมีจำนวนการทดลองรวมปัจจัยทั้งหมด  $a \times b$  การทดลอง มีจำนวนรอบการวนซ้ำในการทำการทดลอง

ทั้งหมด  $n$  ครั้ง ดังนั้นรูปแบบของการออกแบบการทดลองเชิงแฟกทอเรียล 2 ปัจจัย และรอบการวนซ้ำ 2 ครั้ง โดยกำหนดให้  $y_{ijk}$  คือค่าตอบสนองที่เกิดขึ้นจากระดับที่  $i$  ของปัจจัย  $A$  เมื่อ  $i = 1, 2, \dots, a$  และระดับที่  $j$  เมื่อ  $j = 1, 2, \dots, b$  และรอบการทดลองที่  $k$  เมื่อ  $k = 1, 2, \dots, n$  แสดงดังตาราง 6

ตาราง 6 การออกแบบการทดลองเชิงแฟกทอเรียลกรณีที่มี 2 ปัจจัย

		Factor B			
		1	2	...	$b$
Factor A	1	$y_{111}, y_{112}, \dots, y_{11n}$	$y_{121}, y_{122}, \dots, y_{12n}$	...	$y_{1b1}, y_{1b2}, \dots, y_{1bn}$
	2	$y_{211}, y_{212}, \dots, y_{21n}$	$y_{221}, y_{222}, \dots, y_{22n}$	...	$y_{2b1}, y_{2b2}, \dots, y_{2bn}$
	...	...	...	...	...
	$a$	$y_{a11}, y_{a12}, \dots, y_{a1n}$	$y_{a21}, y_{a22}, \dots, y_{a2n}$	...	$y_{ab1}, y_{ab2}, \dots, y_{abn}$

ที่มา: Montgomery (2001)

จากตาราง 6 สามารถแปลงให้อยู่ในรูปของแบบจำลองเชิงเส้น (Linear statistical model) ได้ดังสมการ (13) จากงานวิจัยของ Montgomery (2001)

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (13)$$

จากสมการ (13) สามารถอธิบายสัญลักษณ์และความหมายได้ดังนี้

$y_{ijk}$	คือ ผลตอบสนองที่สังเกตเห็นได้เมื่อปัจจัย $A$ อยู่ในระดับที่ $i$ และปัจจัย $B$ อยู่ในระดับที่ $j$ ณ รอบการทำการทดลองซ้ำที่ $k$
$\mu$	คือ ค่าผลกระทบบเฉลี่ยรวม (Overall mean effect)
$\tau_i$	คือ ผลกระทบหรืออิทธิพลที่เกิดจากระดับที่ $i$ ของปัจจัย $A$
$\beta_j$	คือ ผลกระทบหรืออิทธิพลที่เกิดจากระดับที่ $j$ ของปัจจัย $B$
$(\tau\beta)_{ij}$	คือ ผลกระทบที่เกิดจากปฏิสัมพันธ์ระหว่าง $\tau_i$ กับ $\beta_j$
$\varepsilon_{ijk}$	คือ ผลกระทบที่เกิดจากปฏิสัมพันธ์ระหว่าง $\tau_i$ กับ $\beta_j$



ตาราง 7 แสดงผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของการทดลองเชิงแฟกทอเรียลประกอบไปด้วย แหล่งความแปรปรวน (Source of variation) ผลรวมกำลังสอง (Sum of Square:  $SS$ ) ระดับความอิสระ (Degree of Freedom:  $DF$ ) ค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Mean Square:  $MS$ ) และค่าสถิติ ( $F$ -value)

ตาราง 7 การวิเคราะห์ ANOVA ที่มีปัจจัยการทดลองจำนวน 2 ปัจจัย

Source of variation	$SS$	$DF$	$MS$	$F$
Factor A	$SS_A = \frac{1}{bn} \sum_{i=1}^a y_{i...}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$	$a-1$	$MS_A = \frac{SS_A}{a-1}$	$\frac{MS_A}{MS_E}$
Factor B	$SS_B = \frac{1}{bn} \sum_{j=1}^b y_{j...}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$	$b-1$	$MS_B = \frac{SS_B}{b-1}$	$\frac{MS_B}{MS_E}$
AB	$SS_{AB} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b y_{ij}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn} - SS_A - SS_B$	$(a-1)(b-1)$	$MS_{AB} = \frac{SS_{AB}}{(a-1)(b-1)}$	$\frac{MS_{AB}}{MS_E}$
Error	$SS_E = SS_T - SS_A - SS_B - SS_{AB}$	$ab(n-1)$	$MS_E = \frac{SS_E}{ab(n-1)}$	
Total	$SS_{AB} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n y_{ijk}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$	$abn-1$		

ที่มา: Montgomery (2001)

ค่าสถิติ  $F$  อธิบายถึงอัตราส่วนความแปรปรวนระหว่างกลุ่มกับความแปรปรวนภายในกลุ่ม ซึ่งคำนวณได้จากค่าเฉลี่ยในแต่ละปัจจัย ( $MS_A$ ) เมื่อ  $A$  คือ ปัจจัย แล้วหารด้วยค่าเฉลี่ยของความผิดพลาด ( $MS_E$ ) ได้เป็นค่าสถิติ  $F$  แล้วนำค่าสถิติ  $F$  ที่คำนวณได้ไปเปิดตารางสถิติเพื่อหาค่า  $P$ -Value ซึ่งค่า  $P$ -Value เป็นค่าทางสถิติอีกตัวหนึ่งที่บอกถึงระดับความเชื่อมั่น (Confidence level) ซึ่งโดยทั่วไปแล้วจะกำหนดช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% ขึ้นไป โดยใช้สัญลักษณ์  $\alpha$  เป็นตัวกำหนดระดับนัยสำคัญ ดังนั้นค่า  $P$ -Value ต้องมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.05 จึงจะอยู่ในช่วงความเชื่อมั่น

#### 4. การวิเคราะห์สถิติด้วยวิธี Wilcoxon Rank-sum Test

การวิเคราะห์สถิติประกอบด้วย 2 วิธี กลุ่มวิธีแรกเป็นการวิเคราะห์ทางสถิติแบบอิงค่าพารามิเตอร์ (Parametric statistic) เช่น การทดสอบที (t-test) การวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) อีกกลุ่มวิธีหนึ่งเป็นการวิเคราะห์ทางสถิติที่ไม่ใช่ค่าพารามิเตอร์ หรือที่เรียกว่า Nonparametric statistics เช่น 1-Simple sign test, Wilcoxon rank-sum test หรือสามารถเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า Mann-Whitney test ตาราง 8 แสดงวิธีการวิเคราะห์ทางสถิติแบบอิงค่าพารามิเตอร์และที่ไม่ใช่ค่าพารามิเตอร์พร้อมคุณลักษณะสำคัญ

วิธี Wilcoxon rank-sum test เป็นหนึ่งในวิธีวิเคราะห์ทางสถิติแบบไม่ใช้ค่าพารามิเตอร์ คุณสมบัติที่สำคัญคือเป็นการทดสอบค่ามัธยฐาน (Median) ของข้อมูล 2 ชุด (Minitab Official Website) โดยสมมติให้ข้อมูลทั้ง 2 ชุดที่มาจากการแจกแจงความน่าจะเป็นของค่าตัวแปรสุ่มที่เป็นค่าแบบต่อเนื่อง (Continuous populations) แทนด้วย  $X_1$  และ  $X_2$  กำหนดให้ทั้ง  $X_1$  และ  $X_2$  เป็นข้อมูลที่มีรูปร่าง (Shape) และการกระจายตัว (Spread) เหมือนกัน แต่อาจมีค่ากลางที่แตกต่างกันได้ เมื่อเป็นไปในลักษณะนี้ วิธี Wilcoxon rank-sum test สามารถนำมาประยุกต์ใช้ทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis test)  $H_0: u_1 = u_2$  ได้ (Montgomery and Runger, 2011) ซึ่งจะเห็นว่า วิธี Wilcoxon rank-sum test ไม่มีข้อกำหนดว่าข้อมูล 2 ชุดที่จะต้องมีการแจกแจงปกติ (Normal distribution) เหมือนดัง t-test ส่งผลให้การวิเคราะห์ทางสถิติสำหรับข้อมูล 2 ชุด ไม่มีความจำเป็นต้องผ่านทดสอบการแจกแจงของข้อมูลมาก่อน กล่าวคือสามารถใช้ทดสอบความแตกต่างของข้อมูล 2 ชุด ได้ทันทีโดยไม่สนใจว่าข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่

ตาราง 8 วิธีวิเคราะห์ทางสถิติแบบอิงค่าพารามิเตอร์และที่ไม่ใช้ค่าพารามิเตอร์พร้อมคุณลักษณะสำคัญ

Parametric test	Nonparametric test	Main characteristics
1-sample t or Z test	1-sample sign test	Test on the median for data from a non-symmetric distribution
	1-sample Wilcoxon test	Test on the median for data from a symmetric distribution
2-simple t-test	Mann-Whitney test	Test on two medians using ranks of the sample data
One-Way ANOVA	Kruskal-Wallis test	Test on the equality of medians from two or more populations. More powerful than Mood's median test, but less than robust to outliers

ตาราง 8 (ต่อ)

Parametric test	Nonparametric test	Main characteristics
One-Way ANOVA	Mood's median test	Test on the equality of medians from two or more populations. More robust to outliers than the Kruskal-Wallis test, but less powerful
Two-Way Randomized Block ANOVA	Friendman test	Test on medians, using randomized block experiments

ที่มา: Minitab Official Website

ในกรณีที่ข้อมูลทั้ง 2 ชุด ผ่านสมมติฐานว่ามีการแจกแจงแบบปกติแล้ว (Normality assumption) วิธี Wilcoxon rank-sum test จะมีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ผลประมาณร้อยละ 95 เมื่อเปรียบเทียบกับ t-test ในกรณีที่ข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติ ประสิทธิภาพการวิเคราะห์ผลการทดลองโดยใช้วิธี Wilcoxon rank-sum test ก็ยังมีสูงถึงร้อยละ 86 เมื่อเทียบกับ t-test แต่อย่างไรก็ตามในกรณีที่ข้อมูล 2 ชุดมีการกระจายตัวแบบปกติ วิธี t-test จึงเป็นวิธีการที่ให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าวิธี Wilcoxon rank-sum test (Montgomery and Runger, 2011)

ในบางครั้งวิธี Wilcoxon rank-sum test มักถูกเรียกว่า Mann-Whitney test แม้ว่าวิธี Mann-Whitney test จะมีโครงสร้างกระบวนการ (Procedure structure) แตกต่างกับวิธี Wilcoxon rank-sum test ก็ตาม ทั้งนี้ผลการวิเคราะห์ทางสถิติที่ได้จากทั้ง 2 วิธีนั้นไม่มีความแตกต่างกันแต่อย่างใด (Montgomery and Runger, 2011)

#### การทวนสอบความถูกต้อง (Verification) ของเครื่องมือการจัดตาราง และการตรวจสอบการใช้งานได้จริง (Validation) ของตัวแบบจำลอง

การทวนสอบความถูกต้อง (Verification) เป็นการทวนสอบเครื่องมือหรือโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ถูกพัฒนาขึ้น เพื่อทดสอบว่าโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสามารถประมวลผลได้จริง ผ่านการแก้ไขจุดบกพร่อง (Debugging) ต่าง ๆ ของโปรแกรมเรียบร้อยแล้ว เช่น การนำเข้าของข้อมูล การกำหนดสูตรคำนวณ และการทำงานตามเงื่อนไขบังคับต่าง ๆ อย่างถูกต้อง การตรวจสอบการใช้งานได้

จริง (Validation) เป็นการตรวจสอบผลลัพธ์จากการประมวลผลของเครื่องมือหรือโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ถูกพัฒนาขึ้น ว่ามีความถูกต้องหรือไม่เมื่อเทียบกับระบบงานหรือสถานการณ์จริง โดยผลลัพธ์นั้นต้องนำไปใช้ได้จริง (Bensalem et al., 2014)

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาเครื่องมือช่วยตัดสินใจสำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์ ดังนั้นขั้นตอนการทวนสอบความถูกต้องของเครื่องมือและการตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบจำลองจึงเป็นกระบวนการที่สำคัญอย่างมาก จะต้องดำเนินการอย่างเคร่งครัด สำหรับรายละเอียดของขั้นตอนและวิธีการดำเนินการจะถูกอธิบายไว้ในบทต่อ ๆ ไป

### ภาษาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ Visual Basic for Applications (VBA)

ภาษาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ Visual Basic for Applications (VBA) เป็นภาษาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่พัฒนาโดย Microsoft และเป็นโปรแกรมคำสั่งในชุด Microsoft Excel ใช้โครงสร้างภาษา Visual Basic (VB) ในการเขียนโปรแกรมเพื่อพัฒนาแอปพลิเคชัน ที่มีวิธีการเขียนโปรแกรมแบบ Object Oriented Programming (OOP) โดยจะมองทุกอย่างเป็นวัตถุ (Object) ซึ่งใน Excel จะมองไฟล์งาน (Workbook) เป็นวัตถุ และภายในไฟล์งานก็มีวัตถุย่อยประกอบอยู่ เช่น แผ่นงาน (Worksheet) หรือช่วงเซลล์ (นากองค์ และคณะ, 2565) ลักษณะของภาษาเป็นแบบสคริปต์ (Script) เหมือน HTML, PHP, Python และ Java Script ซึ่งเป็นภาษาที่ไม่จำเป็นต้องมีกระบวนการคอมไพล์ (Compile) ชุดคำสั่ง (Sources code) ให้เป็นภาษาคอมพิวเตอร์ ด้วยเหตุนี้ VBA เป็นภาษาที่มีประสิทธิภาพ การทำงานของ VBA มีลักษณะการทำงานที่ละคำสั่งโดยเขียนผ่านโปรแกรมเมอร์ที่เรียกว่า Visual Basic Editor (VBE) และต้องประมวลผลบน Microsoft Excel เท่านั้น เพราะชุดคำสั่งถูกเก็บไว้ในไฟล์งานของ Excel

การพัฒนาแอปพลิเคชันด้วย VBA มีข้อดี คือ ใช้สร้างแอปพลิเคชันได้ง่ายและรวดเร็ว VBA เป็นภาษาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ง่ายต่อการเริ่มเรียนรู้ ใกล้เคียงกับภาษาที่ใช้งานปกติ อ่านแล้วสื่อความหมายเข้าใจง่ายกว่าภาษาโปรแกรมอื่น ๆ ทำให้ผู้ที่เพิ่งเริ่มต้นเขียนโปรแกรมทำความเข้าใจกับการเขียนโปรแกรมได้อย่างรวดเร็ว

### ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการจัดตารางการทำงานของแพทย์อ้างอิงจากข้อมูลของ Hidri et al.

(2020)

งานวิจัยของ Hidri et al. (2020) เสนอการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในแผนก ICU โดยใช้ข้อมูลจริง (Real-life) ในเดือนกันยายนและเดือนตุลาคม จำนวนแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในแผนก ICU มี 18 และ 24 คนตามลำดับ

## 1. คำจำกัดความของปัญหา

แผนก ICU ประกอบด้วยสามอาคาร คือ อาคารที่หนึ่งเป็นอาคารหลักของแผนก ICU อาคารที่สองดูแลกรณีผู้ป่วยที่ถูกไฟไหม้และสตรีที่คลอดยาก อาคารที่สามรักษากรณีอุบัติเหตุทางรถยนต์ ในอาคารหลังนี้ทีมแพทย์เฉพาะทางภายนอกแผนกพร้อมที่จะเข้าไปแทรกแซง ในแต่ละวันแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ช่วงเวลา คือ ช่วงเวลาเช้า (Day shift) 07:00 - 19:00 น. และช่วงเวลากลางคืน (Night shift) 19:00 - 07:00 น. Hidri et al. (2020) แก้ปัญหาด้วยวิธีการโปรแกรมจำนวนเต็มเชิงเส้น (Integer Linear Programming: ILP) พิจารณาเงื่อนไข 17 ข้อ ซึ่งเป็นเงื่อนไขเฉพาะของงานวิจัยนี้ มีดังนี้

1. ทุกต้นเดือนจะมีการกำหนดทีมแพทย์ให้ทำงานในแผนก ICU แพทย์ที่มีอยู่จะถูกแบ่งออกเป็นหกทีม ในเดือนที่ได้รับมอบหมายแพทย์ไม่สามารถย้ายหรือเปลี่ยนทีมได้
2. แพทย์ควรทำงาน 208 ชั่วโมงต่อเดือน หรือ 52 ชั่วโมงต่อสัปดาห์
3. แพทย์ถูกกำหนดให้อยู่ได้ทีมเดียวที่ไม่ซ้ำกัน ทั้งนี้เพื่อสร้างการประสานงานและความเข้าใจระหว่างสมาชิกในทีม
4. จากข้อมูลในอดีตจำนวนแพทย์ในแต่ละทีมต้องมีไม่ต่ำกว่า 3 คน และไม่เกิน 6 คน เพราะเป็นระดับการบริการขั้นต่ำในแต่ละอาคาร (ไม่ต่ำกว่า 3 คน) และไม่เกินความจุของโรงพยาบาล (ไม่เกิน 6 คน)
5. แพทย์ที่ได้รับมอบหมายให้ทำงานในอาคารที่สองและอาคารที่สาม ต้องทำงานเพียงช่วงเวลาเดียวต่อวันรวมทั้งวันเสาร์และอาทิตย์
6. แพทย์ทำงานได้เพียงหนึ่งช่วงเวลาต่อวัน ในอาคารที่หนึ่งของวันจันทร์ถึงวันศุกร์ เนื่องจากภาระงานที่หนัก
7. ในช่วงเวลากลางคืนแพทย์หนึ่งทีมแพทย์ต้องดูแลทั้งสามอาคาร เนื่องจากความต้องการของผู้ป่วยลดลงในช่วงเวลากลางคืน
8. ทีมแพทย์ที่ได้รับมอบหมายให้ทำงานในอาคารที่หนึ่ง ต้องทำงานอยู่ที่นั่นตลอดวันจันทร์ถึงวันศุกร์เพื่อสร้างความสบายใจแก่ผู้ป่วย
9. ไม่สามารถมอบหมายในแพทย์ทำงานที่อาคารที่หนึ่งเป็นเวลาสองสัปดาห์ติดต่อกันได้ เนื่องจากภาระงานที่หนัก
10. ในวันเสาร์หรืออาทิตย์อาคารที่หนึ่งควรถูกดูแลโดยทีมแพทย์เพียงทีมเดียว และต้องทำงาน 24 ชั่วโมง
11. แพทย์แต่ละคนควรมีวันหยุดติดต่อกันสองวันต่อสัปดาห์
12. ทีมแพทย์ที่ทำงานในวันเสาร์หรือวันอาทิตย์ที่อาคารที่หนึ่งควรมีวันหยุดก่อนและหลังทำงาน ทีมแพทย์ดังกล่าวต้องทำงานเพียงวันเดียวในวันเสาร์หรือวันอาทิตย์

13. ทีมแพทย์ที่ทำงานในอาคารที่สองหรืออาคารที่สาม ในวันเสาร์และวันอาทิตย์ควรเป็นทีมเดียวกัน เนื่องจากความต้องการของผู้ป่วยในอาคารที่สองและอาคารที่สามน้อยกว่าอาคารที่หนึ่ง
14. ทีมแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในช่วงเวลากลางคืนแล้ว ไม่สามารถมอบหมายให้ทีมแพทย์ดังกล่าวทำงานในเช้าวันถัดไปได้
15. ในช่วงเวลาเช้าทีมแพทย์แต่ละทีมจะไม่ทำงานในอาคารที่เดียวกัน
16. แพทย์ทุกคนในทีมควรทำงานเดียวกัน ในสถานที่เดียวกัน
17. อาคารแต่ละอาคารถูกมอบหมายให้ทีมแพทย์ที่แตกต่างกันในเวลาเดียวกัน

## 2. คำจำกัดความและสัญลักษณ์ (Definitions and notations)

$N$  คือจำนวนแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในแผนก ICU ในแต่ละเดือน

$P = \{P_1, P_2, P_3\}$  คือ ชุดของแพทย์

$T = \{T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6\}$  คือ ชุดของทีม

$D = \{d_1, d_2, \dots, d_{28}\}$  คือ ชุดของวัน

$W = \{d_k: k = 6 + 7s, 7 + 7s, s = 0, \dots, 3\}$  คือ ชุดของวันหยุดสุดสัปดาห์  
(วันเสาร์และวันอาทิตย์แต่ละสัปดาห์)

$S = \{S_1, S_2\}$  คือ ชุดของช่วงเวลาทำงาน

$B = \{B_1, B_2, B_3\}$  คือ ชุดของอาคารในแผนก ICU

## 3. สมการคณิตศาสตร์ (Mathematical model)

ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ถูกจำลองเป็นโปรแกรมเชิงเส้นแบบไบนารี มีตัวแปรตัดสินใจ 4 ตัว ดังนี้

$Y_{ijklm}$  เป็น 1 เมื่อแพทย์  $P_i$  ถูกมอบหมายให้ทำงานในช่วงเวลาที่  $S_j$  ในอาคารที่  $B_k$  วันที่  $d_l$  ในทีมที่  $T_m$  และเป็น 0 สำหรับกรณีอื่น ๆ

$Z_{im}$  เป็น 1 เมื่อแพทย์  $P_i$  ถูกมอบหมายให้อยู่ในทีม  $T_m$  และเป็น 0 สำหรับกรณีอื่น ๆ

$V_{il}$  เป็น 1 เมื่อแพทย์  $P_i$  มีวันหยุดสองวันติดต่อกันต่อสัปดาห์ เริ่มจากวันที่  $d_l$  และเป็น 0 สำหรับกรณีอื่น ๆ

$W_{ihm}$  เป็น 1 เมื่อแพทย์  $P_i$  และ  $P_h$  ถูกมอบหมายให้อยู่ในทีม  $T_m$  เดียวกัน และเป็น 0 สำหรับกรณีอื่น ๆ

ตัวแปรตัดสินใจ  $Y_{ijklm}$  และ  $Z_{im}$  เป็นตัวแปรที่บอกว่าแพทย์ถูกมอบหมายให้ทำงานในช่วงเวลา อาคาร และทีม ตัวแปรตัดสินใจ  $V_{il}$  มีไว้เพื่อให้คำนึงถึงความชอบของแพทย์บางคน เช่น มีวันหยุดสองวันติดต่อกันต่อสัปดาห์ และตัวแปรตัดสินใจ  $W_{ihm}$  ถูกนำมาใช้เพื่อตรวจสอบว่าแพทย์ที่ได้อยู่ในทีมเดียวกันทำงานเดียวกัน ข้อจำกัดที่กล่าวถึงในข้อ 1. คำจำกัดความของปัญหา

และข้อ 2. คำจำกัดความและสัญลักษณ์ สามารถเขียนอธิบายเป็นสมการคณิตศาสตร์จากงานวิจัยของ Hidri et al. (2020) ได้ดังนี้

1. แพทย์  $P_i$  แต่ละคน ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) ได้รับมอบหมายให้อยู่ในทีมเดียว

$$\sum_{m=1}^6 Z_{im} = 1, \forall i \in P. \quad (14)$$

2. จำนวนสมาชิกในทีมมีตั้งแต่สามถึงหกคนขึ้นอยู่กับอาคารที่ทีมจะได้รับมอบหมาย

$$3 \leq \sum_{m=1}^6 Z_{im} \leq 6, \forall m \in T. \quad (15)$$

3. ตัดแปรตัดสินใจ  $Y_{ijklm}$  และ  $Z_{im}$  มีความสัมพันธ์กันโดยมีข้อจำกัดดังต่อไปนี้

$$Y_{ijklm} \leq Z_{im}, \forall i \in P, j \in S, k \in B, l \in D, m \in T. \quad (16)$$

4. แพทย์  $P_i$  แต่ละคน ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) สามารถทำงานในอาคารที่สอง ( $B_2$ ) หรืออาคารที่สาม ( $B_3$ ) ได้ 1 ช่วงเวลาต่อวัน

$$\sum_{j=1}^2 Y_{ijklm} \leq 1, \forall i \in P, \forall k = 2, 3, l \in D, m \in T. \quad (17)$$

5. แพทย์  $P_i$  แต่ละคน ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) สามารถทำงานในวันจันทร์ถึงวันศุกร์ในอาคารที่หนึ่ง ( $B_1$ ) ได้ 1 ช่วงเวลาต่อวัน ในสมการ (18)  $D/W$  หมายถึงชุดของวันที่ไม่รวมวันหยุดสุดสัปดาห์

$$\sum_{j=1}^2 Y_{ij1lm} \leq 1, \forall i \in P, l \in D/W, m \in T. \quad (18)$$

6. ในช่วงเวลากลางคืนแพทย์หนึ่งทีมต้องดูแลทั้งสามอาคาร  $B_k$  ( $k = 1, 2, 3$ )

$$Y_{i21lm} = Y_{i22lm} = Y_{i23lm}, \forall i \in P, l \in D, m \in T. \quad (19)$$

7. ตามกฎของแผนก ICU แพทย์แต่ละคน  $P_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) จะต้องทำงานอย่างน้อย 208 ชั่วโมงต่อเดือน 12 คือ จำนวนชั่วโมงการทำงานในแต่ละช่วงเวลา ข้อจำกัด 6. แสดงภาระงานทั้งหมดสำหรับแพทย์  $P_i$  ในข้อจำกัดนี้ค่านึงถึงข้อจำกัด 6. โดยการลบด้วยพจน์  $\sum_{l=1}^{28} \sum_{m=1}^6 (12Y_{i22lm} + 12Y_{i23lm})$  เพราะความเป็นจริงแล้วในช่วงเวลากลางคืน ( $S_2$ ) อาคารทั้งสามถูกดูแลโดยแพทย์เพียงหนึ่งทีม

$$\sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^3 \sum_{l=1}^{28} \sum_{m=1}^6 12Y_{ijklm} - \sum_{l=1}^{28} \sum_{m=1}^6 (12Y_{i22lm} + 12Y_{i23lm}) \geq 208, \forall i \in P. \quad (20)$$

8. ถ้าแพทย์  $P_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) ได้รับมอบหมายให้ทำงานในช่วงเช้า ( $S_1$ ) ในอาคารที่ 1 ( $B_1$ ) แพทย์ควรทำงานที่นั่นตั้งแต่วันจันทร์ถึงวันศุกร์ ทั้งนี้เพื่อความสบายใจของผู้ป่วยใน ที่จริงแล้วอาคารที่ 1 นั้นมีไว้สำหรับการรักษากรณีร้ายแรงที่สุด ดังนั้นการติดต่อกับแพทย์คนเดิมในช่วงวันจันทร์ถึงวันศุกร์จึงเป็นประโยชน์ต่อผู้ป่วยใน

$$Y_{i11(1+7s)m} = Y_{i11(l+7s)m}, \forall i \in P, 0 \leq s \leq 3, 2 \leq l \leq 5, m \in T. \quad (21)$$

ในข้อจำกัดนี้  $s$  คือ หมายเลขสัปดาห์ และ  $l$  คือ วัน ตัวอย่างเช่น  $s = 0$  คือ สัปดาห์แรก (ในหนึ่งเดือน) และ  $l = 3$  คือ วันที่ 3 (วันอังคาร)

9. เนื่องจากภาระงานที่หนักและความซับซ้อนในอาคารที่ 1 ( $B_1$ ) จึงไม่ควรมอบหมายให้แพทย์  $P_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) ทำงานในอาคารที่ 1 เป็นเวลาสองสัปดาห์ติดต่อกัน

$$Y_{i11(1+7s)m} + Y_{i11(l+7(s+1))lm} \leq 1, \forall i \in P, 0 \leq s \leq 3, 1 \leq l \leq 5, m \in T. \quad (22)$$

10. จำนวนแพทย์ที่ต้องการในอาคาร  $B_k$  ระหว่างช่วงเวลา  $S_j$  คือ  $R_{kj}$  ( $k = 1, 2, 3$  และ  $j = 1, 2$ )

$$\sum_{i=1}^N Y_{ijklm} \geq R_{kj}, \forall k \in B, l \in D, m \in T, j \in 1, 2. \quad (23)$$

11. ในแต่ละสัปดาห์ แพทย์  $P_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) มีวันหยุดสองวันติดต่อกัน ในข้อจำกัดนี้  $s$  หมายถึงดัชนีของสัปดาห์ ( $s = 0$  คือ สัปดาห์แรก  $s = 3$  คือ สัปดาห์ที่สี่และสัปดาห์สุดท้ายของเดือน)

$$\sum_{l=1+7s}^{(6+7s)} V_{il} \geq 1, \forall i \in P \text{ and } 0 \leq s \leq 3. \quad (24)$$

12. ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตัดสินใจ  $Y_{ijklm}$  และ  $V_{il}$  แสดงออกผ่านข้อจำกัดต่อไปนี้

$$Y_{i1klm} + Y_{i2slm} + Y_{i1t(l+1)m} + Y_{i2w(l+1)m} \leq 4(1 - V_{il}), \forall i \in P, \quad (25)$$

$$l \in D/\{7, 14, 21, 28\}, m \in T, k \in B, t \in B, s \in B, w \in B.$$

อันที่จริงหากแพทย์  $P_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) ได้รับวันหยุดติดต่อกันสองวัน โดยเริ่มจากวันที่  $d_l$  แล้ว  $V_{il} = 1$  ในกรณีนี้ตัวแปรทั้งหมด  $Y_{i1klm}, Y_{i2slm}, Y_{i1t(l+1)m}, Y_{i2w(l+1)m}$  ถูกกำหนดให้มีค่าเป็น 0 เนื่องจากในสองวันนี้  $d_l$  และ  $d_{l+1}$  แพทย์ไม่ทำงาน



13. ในช่วงวันหยุดสุดสัปดาห์ แพทย์  $P_i$  ที่ได้รับมอบหมายให้ทำงานในอาคารที่ 1 ( $B_1$ ) สำหรับช่วงเวลาเช้า ( $S_1$ ) ได้รับมอบหมายในทำงานในช่วงเวลากลางคืน ( $S_2$ ) ด้วย และ  $W$  คือ ชุดของวันหยุดสุดสัปดาห์

$$Y_{i11lm} = Y_{i21lm}, \forall i \in P, l \in W, m \in T. \quad (26)$$

14. เนื่องจากการทำงานอย่างหนักในอาคารที่ 1 ( $B_1$ ) แพทย์  $P_i$  ที่ทำงานในอาคารที่ 1 ( $B_1$ ) ในช่วงวันเสาร์หรือวันอาทิตย์ (วันหยุดสุดสัปดาห์) ควรมีวันหยุดก่อนทำงานและวันหยุดหลังทำงาน

$$Y_{ijk(l-1)m} \leq 1 - Y_{i11lm}, \forall i \in P, j \in S, k \in B, l \in W, m \in T. \quad (27)$$

$$Y_{ijk(l+1)m} \leq 1 - Y_{i11lm}, \forall i \in P, j \in S, k \in B, l \in W/\{28\}, m \in T. \quad (28)$$

15. แพทย์  $P_i$  ที่ได้รับมอบหมายให้ทำงานในอาคารที่ 2 ( $B_2$ ) หรืออาคารที่ 3 ( $B_3$ ) ซึ่งทำงานในวันเสาร์ช่วงเช้า ( $S_1$ ) ควรทำงานในอาคารเดียวกันในวันอาทิตย์ช่วงเช้า

$$Y_{i1klm} = Y_{i1k(l+1)m}, \forall i \in P, k \in B, l = \{6, 13, 20, 27\}, m \in T. \quad (29)$$

16. แพทย์  $P_i$  ที่ได้รับมอบหมายให้ทำงานในช่วงเวลากลางคืน ( $S_2$ ) ในวัน  $d_l$  ไม่ควรทำงานในวันรุ่งขึ้นหลังจาก  $d_{l+1}$  ในช่วงเวลาเช้า ( $S_1$ ) ทั้งนี้เพื่อบรรเทาสถานการณ์ของแพทย์

$$Y_{i2klm} + Y_{i1s(l+1)m} \leq 1, \forall i \in P, s, k \in B, l \in D/\{28\}, m \in T. \quad (30)$$

17. ในช่วงเวลาเช้า แพทย์  $P_i$  ได้รับมอบหมายได้ไม่เกินหนึ่งอาคารที่ไม่ซ้ำกัน

$$Y_{i11lm} + Y_{i12lm} + Y_{i13lm} \leq 1, \forall i \in P, l \in D, m \in T. \quad (31)$$

18. เพื่อให้แน่ใจว่ามีการมอบหมายงานเดียวกัน (ช่วงเวลาทำงาน, วัน, อาคาร) ของสมาชิกทุกคนในทีมเดียวกัน จึงใช้ตัวแปรตัดสินใจ  $W_{ihm}$  ( $i = 1, \dots, N, \forall i < h \leq N$ ) จำไว้ว่า  $W_{ihm} = 1$  ถ้าแพทย์  $P_i$  และ  $P_h$  เป็นสมาชิกของทีมเดียวกัน  $T_m$

ข้อจำกัดที่เกิดขึ้นอย่างแรกหมายความว่าแพทย์สองสามคนอาจอยู่ในทีมเดียวกัน การแสดงออกที่สอดคล้องกันมีดังนี้

$$\sum_{m=1}^6 W_{ihm} \leq 1, \forall i \in P \text{ and } 1 \leq i < h \leq N. \quad (32)$$

เนื่องจาก  $W_{ihm} = W_{him}$  จึงมีการนำเงื่อนไข  $1 \leq i < h \leq N$  มาใช้เพื่อหลีกเลี่ยงไม่ให้เกิดการซ้ำ

ข้อจำกัดประเภทที่สองแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตัดสินใจ  $W_{ihm}$  และ  $Z_{im}$  นิพจน์ที่เกี่ยวข้องมีดังต่อไปนี้

$$Z_{im} + Z_{hm} \leq W_{ihm} + 1, \forall i \in P, i < h \leq N, m \in T. \quad (33)$$

หากแพทย์  $P_i$  และ  $P_h$  อยู่ในทีมเดียวกัน ( $T_m$ ) ดังนั้น  $Z_{im} = Z_{hm} = W_{ihm} = 1$  มิฉะนั้น แพทย์  $P_i$  และ  $P_h$  จะไม่ได้อยู่ที่ทีมเดียวกัน หมายความว่า  $W_{ihm} = 0$  สำหรับแต่ละทีม  $T_m$  และ  $Z_{im} + Z_{hm} \leq 1 = W_{ihm} + 1$

ข้อจำกัดประเภทที่สามเกี่ยวข้องกับการมอบหมายงานเดียวกัน (ช่วงเวลาทำงาน ( $S_j$ ), อาคาร ( $B_k$ ), วัน ( $d_l$ )) สำหรับแพทย์ที่อยู่ในทีมเดียวกัน

$$Y_{ijklm} - Y_{hijklm} \leq 1 - W_{ihm}, \forall i \in P, 1 \leq i < h \leq N, j \in S, k \in B, l \in D, m \in T. \quad (34)$$

ในกรณีที่แพทย์  $P_i$  และ  $P_h$  ไม่ได้อยู่ที่ทีมเดียวกัน ( $T_m$ ) ดังนั้น  $W_{ihm} = 0$  ดังนั้น  $Y_{ijklm} = Y_{hijklm} = 0$  และข้อจำกัดอย่างหลังจึงเป็นที่น่าพอใจ ถ้าแพทย์  $P_i$  และ  $P_h$  อยู่ในทีมเดียวกัน ( $T_m$ ) แล้ว  $W_{ihm} = 1$  ในกรณี แพทย์  $P_i$  และ  $P_h$  ได้รับมอบหมายงานเดียวกัน และ  $Y_{ijklm} = Y_{hijklm} = 0$

$$W_{ihm} \leq Z_{im}, \forall i \in P, 1 \leq i < h \leq N, m \in T. \quad (35)$$

$$W_{ihm} \leq Z_{hm}, \forall i \in P, 1 \leq i < h \leq N, m \in T.$$

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์คือการลดเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด ซึ่งแสดงไว้ดังนี้

$$\text{Min } Z = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^3 \sum_{l=1}^{28} \sum_{m=1}^6 12Y_{ijklm} - \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^{28} \sum_{m=1}^6 (12Y_{i22lm} + 12Y_{i23lm}) - 208N \quad (36)$$

ในการแสดงออกของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (36)  $208N$  แสดงถึงภาระงานขั้นต่ำของแพทย์

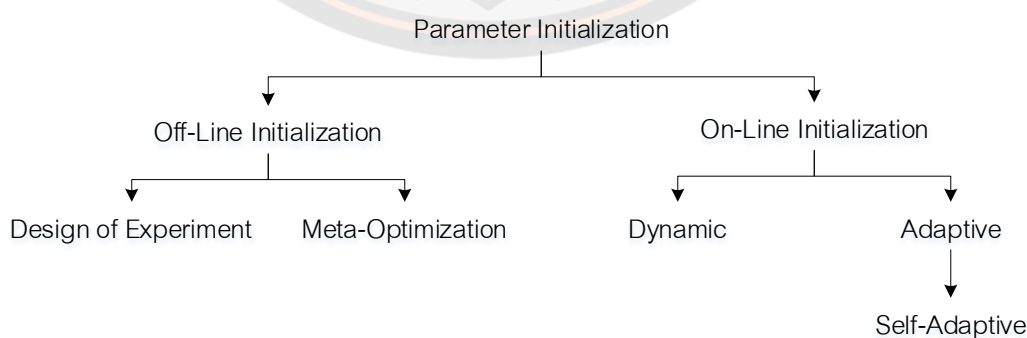
## การปรับปรุงประสิทธิภาพในการหาคำตอบของวิธีเมต้าฮิวริสติกส์

การปรับปรุงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบของวิธีเมต้าฮิวริสติกส์มีทั้งหมด 3 แนวทาง ได้แก่ 1) การกำหนดพารามิเตอร์ (Parameter setting) 2) การปรับปรุงกระบวนการ (Modification) และ 3) การผสมผสานกับวิธีอื่น (Hybridization) (Chansombat, 2017) มีรายละเอียดดังนี้

### 1. การกำหนดพารามิเตอร์ (Parameter setting)

วิธีการเพิ่มประสิทธิภาพของการค้นหาคำตอบของวิธีเมต้าฮิวริสติกส์ขึ้นอยู่กับกำหนดค่าพารามิเตอร์ (Talbi, 2009; Yang and Petrovic, 2005) ค่าจำเพาะของพารามิเตอร์สำหรับวิธีเมต้าฮิวริสติกส์จำเป็นต้องได้รับการปรับค่า (Parameter tuning) เนื่องจากไม่สามารถกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับทุก ๆ ปัญหาได้ในครั้งเดียว เพราะการกำหนดค่าของพารามิเตอร์นั้นขึ้นอยู่กับปัญหาที่ประยุกต์ใช้ ดังนั้นการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมทำให้การค้นหาคำตอบมีประสิทธิภาพที่ดีมากยิ่งขึ้น (Figlali et al., 2009; Naderi et al., 2010) โดยกลยุทธ์ในการกำหนดค่าพารามิเตอร์สามารถแสดงได้ดังภาพ 12

กลยุทธ์ที่ใช้ในการปรับพารามิเตอร์ (Parameter tuning) สามารถจำแนกออกเป็น 2 กลยุทธ์ คือ แบบการกำหนดค่าพารามิเตอร์ก่อนการดำเนินการ (Off-line parameter initialization) และแบบการปรับค่าพารามิเตอร์ระหว่างกระบวนการเมต้าฮิวริสติกส์ (On-line parameter initialization) โดยการปรับค่าพารามิเตอร์แบบการกำหนดค่าพารามิเตอร์ก่อนการดำเนินการ เป็นการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ก่อนการดำเนินงานในขั้นตอนต่าง ๆ ของวิธีการเมต้าฮิวริสติกส์ แต่สำหรับการปรับค่าพารามิเตอร์แบบการปรับค่าพารามิเตอร์ระหว่างกระบวนการเมต้าฮิวริสติกส์ ค่าของพารามิเตอร์จะถูกควบคุมและถูกปรับเปลี่ยนแบบพลวัต (Dynamic) ในระหว่างการทำงานของวิธีเมต้าฮิวริสติกส์ (Talbi, 2009)



ภาพ 12 กลยุทธ์ในการกำหนดค่าพารามิเตอร์

ที่มา: Talbi (2009)

การกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมให้กับวิธีการเมตาดาอิริสติกส์ ด้วยการใช้กลยุทธ์แบบ การกำหนดค่าพารามิเตอร์ก่อนการดำเนินการ (Off-line parameter initialization) เป็นกลยุทธ์ที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพอย่างมากในการค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด โดยทำผ่าน กระบวนการการออกแบบการทดลองเชิงแฟกทอเรียล (Factorial design) ซึ่งเป็นวิธีที่ได้นำหลักการ ออกแบบการทดลองและการวิเคราะห์สถิติมาใช้ในการศึกษาถึงผลกระทบหลัก (Main effects) และ ผลกระทบร่วม (Interaction) ของปัจจัยต่าง ๆ ซึ่งปัจจัยแต่ละปัจจัยถูกแบ่งทำการทดลองเป็นหลาย ระดับ ทำให้ทราบได้อย่างแน่ชัดว่าปัจจัยใดบ้างที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบ ของวิธีการเมตาดาอิริสติกส์ในการแก้ปัญหาต่าง ๆ (Chansombat, 2017) สำหรับพารามิเตอร์ของ ขั้นตอนวิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ ประกอบด้วยการคูณกันระหว่างขนาดของประชากร (Population:  $N$ ) และจำนวนการทำซ้ำสูงสุด (Iteration:  $I$ )

## 2. การปรับปรุงกระบวนการ (Modification)

การปรับปรุงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบของวิธีการเมตาดาอิริสติกส์ด้วยการปรับปรุง กระบวนการทำงานเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมอย่างมากในปัจจุบัน เนื่องจากประสิทธิภาพของวิธีการ เมตาดาอิริสติกส์จะเปลี่ยนแปลงไปเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงปัญหา กล่าวคือเมื่อปัญหามีการเปลี่ยนแปลง ประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบของวิธีการเมตาดาอิริสติกส์ก็จะเปลี่ยนแปลงไปด้วย ทั้งนี้ ประสิทธิภาพของวิธีการเมตาดาอิริสติกส์ที่ถูกปรับเปลี่ยนกระบวนการไปนั้นจะดีขึ้นหรือไม่ เป็นสิ่งที่ไม่ อาจทราบได้จนกว่าจะได้ทำการทดลองและสรุปผล

ข้อดีของ AHA คือ มีโอกาสติดอยู่กับคำตอบที่ดีเฉพาะพื้นที่ได้ง่ายและมีการบรรจบของ คำตอบที่เร็วเกินไป จึงได้มีการปรับปรุงวิธี AHA ด้วยการประยุกต์ใช้วิธีการอื่น ๆ เช่น ในบทความของ Jacob et al. (2022) ได้ปรับปรุงวิธี AHA เข้ากับ Convolutional Neural Network (CNN) หรือ เรียกว่า AHA-CNN ใช้เซ็นเซอร์เพื่อรวบรวมข้อมูลของร่างกายมนุษย์ เพื่อทำการวิเคราะห์การจำแนก ประเภทของมะเร็ง Kiyamac and Kaya (2023) ได้ปรับปรุงวิธี AHA เรียกว่า Memory enhanced AHA (MAHA) ใช้เพื่อปรับปรุงค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ Zhao, Zhang, et al. (2022) ปรับปรุง AHA โดยการใช้ Chaos mapping เพื่อเพิ่มความหลากหลายของประชากรในตอนเริ่มต้น และเพิ่มจำนวน การทำกลยุทธ์การหาอาหารแบบอพยพและปรับปรุงกลยุทธ์การหาอาหารในอาณาเขต เพื่อปรับปรุง ความสมดุลของการสำรวจและการแสวงหาประโยชน์ในการแก้ไขปัญหาโครงถัก เรียกว่า AHA based on Golden Sine (DGSAHA) L. Wang et al. (2022) ใช้ Chebyshev chaotic map และ Levy flight ในการสร้างคำตอบเริ่มต้นและในกลยุทธ์การหาอาหารแบบมีผู้นำทาง เพื่อเพิ่มพื้นที่การค้นหา คำตอบและหลีกเลี่ยงการบรรจบกันที่เร็วเกินไป เรียกว่า Improved AHA (IAHA) Zhou et al. (2023) นำเสนอ DarkNet19-QGAHA-RVFL (Random Vector Functional Link: RVFL) โดยใช้ Quasi-Reflection base Learning เพิ่มจำนวนประชากรเริ่มต้น และใช้

Gaussian mutation ใช้เพื่อปรับปรุงการหาอาหารในอาณาเขตและเร่งการบรรจบกัน B. Li et al. (2022) นำเสนอ Monte Carlo AHABi Lifecycle Cost (MC-AHABi-LCC) และ Raghavendra et al. (2022) นำเสนอ AHA based Feature Selection with Optimal DL enabled Stability Prediction (AHAFS-ODLSP) โดยประยุกต์ใช้หน่วยความจำระยะยาวและระยะสั้น เพื่อประมาณอายุการรื้อถอนอุปกรณ์และคาดการณ์ความเสถียรของระบบตามลำดับ Sadoun et al. (2022) และ Sadoun et al. (2023) ใช้ Random Vector Functional Link Algorithm using AHA (RVF-AHA) และ Dendritic Neural Model AHA (DNM-AHA) เพื่อคาดการณ์การสึกหรอของนาโนคอมโพสิต Cu-Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> Kansal and Dhillon (2022) เสนอ Ameliorated AHA (AAHA) โดยใช้ Simplex Search Strategy (SSS) ในการปรับปรุงกลยุทธ์การหาอาหารแบบมีผู้นำทาง จากเดิมใช้ประโยชน์จากคำตอบก่อนหน้าเปลี่ยนเป็นการค้นหาคำตอบใหม่ Ramadan et al. (2022) ปรับปรุง AHA เพื่อเพิ่มความสมดุลระหว่างการหาประโยชน์และการสำรวจ ที่เรียกว่า Adaptive Opposition AHA (AOAHA) และ Ali et al. (2022) นำเสนอการปรับปรุงวิธี AHA สองวิธีเพื่อจำแนกประเภทของเสีย และทำการบำบัดได้อย่างเหมาะสม ได้แก่ AHA-Random Opposition-Based Learning (AHA-ROBL) และ AHA- Opposition-Based Learning (AHA-OBL) โดยใช้ ROBL และ OBL เพื่อปรับปรุงกระบวนการหาประโยชน์ (Exploitation) ของวิธี AHA เป็นต้น

### 3. การผสมผสานกับวิธีอื่น (Hybridization)

การผสมผสานวิธีการเมต้าฮิวริสติกส์กับวิธีการอื่นเป็นวิธีการปรับปรุงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบของวิธีการเมต้าฮิวริสติกส์ที่นิยมใช้ในปัจจุบัน โดยการผสมผสานองค์ประกอบหรือขั้นตอนการทำงานของวิธีการหนึ่งร่วมกับอีกวิธีการหนึ่ง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด ทั้งนี้ Blum et al. (2011) ได้จำแนกการทำงานร่วมกันระหว่างวิธีการเมต้าฮิวริสติกส์กับวิธีการอื่น ๆ ได้เป็น 5 ประเภท ได้แก่

3.1 Hybridizing metaheuristics with (meta-) heuristics การผสมผสานวิธีเมต้าฮิวริสติกส์ที่สนใจกับวิธีเมต้าฮิวริสติกส์อีกชนิดหนึ่ง เป็นการปรับปรุงประสิทธิภาพของวิธีเมต้าฮิวริสติกส์ที่นิยมใช้อย่างกว้างขวาง โดย Blum et al. (2011) ได้กล่าวถึงหลักการนี้ว่า เป็นการคัดเลือกวิธีเมต้าฮิวริสติกส์ที่มีขั้นตอนการค้นหาคำตอบหรือมีเทคนิคในการค้นหาคำตอบ ที่สามารถใช้ได้กับเมต้าฮิวริสติกส์เดิมเพื่อใช้ปรับปรุงกระบวนการค้นหาคำตอบ

ตัวอย่างการผสมผสาน AHA กับเมต้าฮิวริสติกส์อื่น ๆ ในบทความของ Basavaraja and Ganesarathinam (2022) นำเสนอ Cat Guided Hummingbird Foraging Algorithm (+CGHFA) สำหรับการวินิจฉัยโรคกระดูกพรุนในระยะเริ่มแรก Elaziz et al. (2022) ใช้ AHA based on Aquila Optimization (AHA-AO) ถ่ายภาพอวัยวะภายในเพื่อวินิจฉัยและรักษาโรค Yildiz et al. (2022) ทำการผสมผสานวิธี AHA กับวิธี SA เรียกว่า Hybrid AHA and Simulated Annealing

(HAHA-SA) และเพื่อแก้ไขปัญหาด้านต้นทุนพลังงานและเพิ่มประสิทธิภาพการกำหนดค่าระบบผลิตไฟฟ้าแบบไฮบริด El-Sattar et al. (2022) ใช้วิธี Gradient AHA (GAHA)

3.2 Hybridizing metaheuristics with constraint programming การผสมผสานวิธีเมตาฮิวริสติกส์ที่สนใจควบคู่กับการเขียนโปรแกรมข้อจำกัด เป็นเทคนิคการปรับปรุงคำตอบที่ไม่นิยมในกลุ่มนักวิจัย เนื่องจากวิธีการหาคำตอบแบบ Metaheuristics และ Constraint programming (CP) ทั้งสองวิธีนี้มีจุดเด่นแตกต่างกันคนละขั้ว ซึ่งยากต่อการผสมผสานเข้าด้วยกันเพื่อการเพิ่มประสิทธิภาพ แต่ก็ยังมีตัวอย่างของการใช้งานวิธีการนี้ให้เห็น เช่น Cp-based large neighborhood search และ Ant Colony Optimization and CP (Blum et al., 2011)

3.3 Hybridizing metaheuristics with tree search techniques การผสมผสานวิธีเมตาฮิวริสติกส์กับเทคนิคการค้นหาคำตอบแบบต้นไม้ (Tree search techniques) เป็นการปรับปรุงประสิทธิภาพของวิธีเมตาฮิวริสติกส์โดยประยุกต์ใช้กับเทคนิคการค้นหาคำตอบแบบต้นไม้ ซึ่งมีจุดเด่นคือ การพิจารณาให้พื้นที่การค้นหาคำตอบ (Search space) นั้นเป็นกิ่งของต้นไม้ (Blum et al., 2011)

3.4 Hybridizing metaheuristics with problem relaxation การผสมผสานวิธีเมตาฮิวริสติกส์ควบคู่กับการผ่อนปรนทางด้านเงื่อนไขของปัญหา คือ วิธีการที่จะสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบ โดยหลักการของวิธีการนี้ คือ การผ่อนปรนเงื่อนไขของปัญหาที่เราสนใจ เช่น การทำปัญหาให้ง่ายขึ้น (Simplifying) หรือการลดข้อจำกัดบางประการ (Removing constraints) เป็นต้น (Blum et al., 2011)

3.5 Hybridizing metaheuristics with dynamic programming การผสมผสานวิธีเมตาฮิวริสติกส์ที่สนใจกับกำหนดการพลวัตเป็นวิธีการสุดท้ายที่ Blum et al. (2011) ได้สรุปและกล่าวไว้ ซึ่งวิธีนี้อาศัยความได้เปรียบของกำหนดการพลวัต (Dynamic Programming) มาช่วยในการค้นหาคำตอบร่วมกับวิธีเมตาฮิวริสติกส์ แต่วิธีผสมผสานนี้ยังมีข้อจำกัด คือ สามารถใช้แก้ไขเฉพาะปัญหาขนาดเล็กเท่านั้น

### บทที่ 3

#### วิธีดำเนินการ

ในบทนี้จะกล่าวถึงเครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัยที่ใช้ดำเนินงานวิจัย ชุดข้อมูลที่นำมาใช้เป็นปัญหาวิจัย การทดลองจัดตารางแพทย์ด้วยตนเอง (Manual physician schedule) การประยุกต์ใช้วิธีเมตาสีวริสติกเพื่อแก้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้ขั้นตอนวิธีนักษัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์

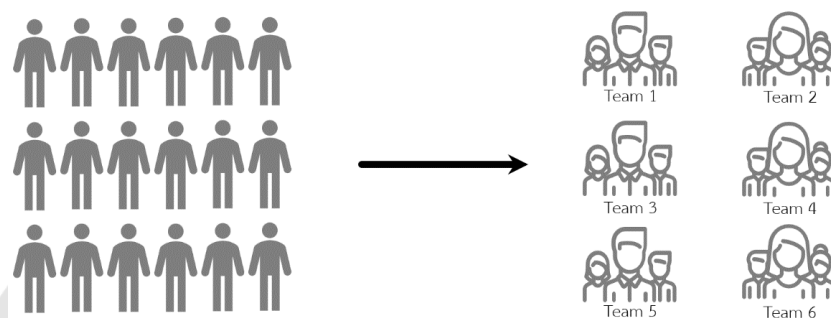
#### เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

คอมพิวเตอร์แบบพกพา (Notebook) สำหรับการสร้างเครื่องมือการจัดตารางการทำงานของแพทย์ โดยมีหน่วยประมวลผลกลาง (CPU) Ryzen 5 2.10 GHz หน่วยความจำหลัก (RAM) 8.00 GB ความจุฮาร์ดดิสก์ (Hard disk) 1,151 GB ระบบปฏิบัติการ Microsoft Windows 11 และโปรแกรม Microsoft Office Excel 365 สำหรับการเรียกใช้งาน Visual Basic for Applications (VBA) เพื่อเป็นเครื่องมือสำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์

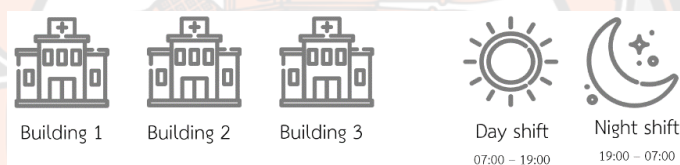
#### ชุดข้อมูลที่นำมาใช้เป็นปัญหาวิจัย

ชุดข้อมูล (Datasets) ที่นำมาใช้เป็นปัญหาวิจัย (Research problem) เป็นชุดข้อมูลที่ได้ดัดแปลงมาจากงานวิจัยของ Hidri et al. (2020) ได้นำเสนอตัวแบบทางคณิตศาสตร์ของปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ และแก้ไขปัญหาดังกล่าวด้วยเทคนิคโปรแกรมเชิงเส้นจำนวนเต็ม โดยในเดือนกันยายนมีแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในแผนก ICU จำนวน 18 คน ซึ่งเป็นเดือนที่มีจำนวนแพทย์น้อยที่สุดและแพทย์จะถูกแบ่งทีมออกเป็น 6 ทีมจำนวนเท่า ๆ กัน การให้บริการของแผนก ICU นี้ประกอบด้วยอาคาร 3 อาคาร ทั้งสามอาคารนี้ให้บริการแตกต่างกันออกไป โดยในหนึ่งวันมีการแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ช่วงเวลา คือ ช่วงเวลาเช้า (Day shift: 07:00 – 19:00) และ ช่วงเวลากลางคืน (Night shift: 19:00 – 07:00) แสดงชุดข้อมูลที่นำมาใช้ดังภาพ 13 และภาพ 14 ซึ่งงานของ Hidri et al. (2020) นำเสนอในขนาดเล็กเพียง 1 ขนาด (4 สัปดาห์) ผู้วิจัยจึงได้จัดทำชุดข้อมูลสำหรับใช้เป็นปัญหาวิจัยโดยการกำหนดรอบระยะเวลาการวางแผน (Planning horizon) รวมแล้ว 5 ขนาดแสดงดังตาราง 9

ชุดข้อมูลที่ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้สามารถแบ่งออกเป็น 5 ขนาด โดยแบ่งรอบระยะเวลาการวางแผน มีจำนวน 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์ (1 เดือน), 8 สัปดาห์ (2 เดือน) และ 12 สัปดาห์ (1 ไตรมาส) จำนวนแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในแผนก ICU มี 18 คน เป็นจำนวนแพทย์ในเดือนกันยายนและเป็นเดือนที่มีจำนวนแพทย์น้อยที่สุด โดยมีฟังก์ชันวัตถุประสงค์แสดงดังสมการ (36) เพื่อลดการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด



ภาพ 13 การแบ่งทีมแพทย์



ภาพ 14 อาคารแผนก ICU ประกอบด้วยสามอาคารและช่วงเวลาการทำงาน

ตาราง 9 ชุดข้อมูลที่นำมาใช้เป็นปัญหาวิจัย

Planning horizon (weeks)	References paper	Reason
1	Erhard (2021), Fugener and Brunner (2019), Lan et al. (2019), Liu and Xie (2021), Tohidi et al. (2019) and F. Wang et al. (2022)	เป็นขนาดปัญหาที่เล็กที่สุด และง่ายต่อการปรับเปลี่ยน เช่นเมื่อแพทย์ป่วย ขอลาหยุด
2	Erhard (2021) and Mansini and Zanotti (2020)	ลดขนาดลงครึ่งจาก Original problem
4*	Erhard (2021), Gross et al. (2018), Guler and Gecici (2020), Hidri et al. (2020)*, Marchesi et al. (2020), Schoenfelder and Pfefferlen (2018) and Tan et al. (2019)	เป็นขนาดของ Original problem
8	N/A	ขยายขนาดเป็น 2 เท่าของ Original problem
12	Camiat et al. (2021) and Damci-Kurt et al. (2019)	1 ไตรมาส (3 เดือน)

\*Original problem (Hidri et al., 2020)



### 1. การทดลองจัดตารางแพทย์ด้วยตนเอง (Manual physician schedule)

ในงานวิจัยของ Hidri et al. (2020) แสดงการจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยตนเองที่มีรอบระยะเวลาการวางแผน 1 เดือน หรือ 28 วัน จัดโดยแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญที่มีประสบการณ์ในการจัดตารางการทำงานของแพทย์ ซึ่งแพทย์ผู้เชี่ยวชาญใช้เวลา 2 สัปดาห์ในการจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยตนเองที่มีรอบระยะเวลาการวางแผน 1 เดือน (Planning horizon 1 month) ในหัวข้อนี้ผู้วิจัยทดลองจัดตารางแพทย์ด้วยตนเองเป็นตัวอย่าง 1 สัปดาห์ และวิเคราะห์การจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยตนเอง เพื่อให้เห็นถึงข้อเสียของการจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยตนเอง

โดยวันที่ 1 เป็นวันเริ่มต้นในการจัดตารางการทำงานของแพทย์ จัดตารางการทำงานเป็นเวลา 1 สัปดาห์ วันที่ 6 และ 7 เป็นวันหยุดสุดสัปดาห์ (Weekend) การจัดตารางการทำงานของแพทย์จัดตามข้อตกลงเบื้องต้นทั้ง 18 ข้อ ที่กล่าวไว้ในบทที่ 1 ข้อตกลงเบื้องต้น โดยพิจารณาแพทย์จำนวน 18 คน แบ่งออกเป็น 6 ทีม ๆ ละ 3 คน ตามข้อตกลงเบื้องต้นข้อ 3 แสดงได้ดังตาราง 10

ตาราง 10 การทดลองจัดตารางแพทย์ด้วยตนเอง 1 สัปดาห์

Day	Building 1		Building 2		Building 3	
	Day shift	Night shift	Day shift	Night shift	Day shift	Night shift
1	1	4	2	4	3	4
2	1	5	2	5	3	5
3	1	6	2	6	3	6
4	1	4	5	4	3	4
5	1	5	6	5	3	5
6	2	2	6	2	4	2
7	5	5	6	5	4	5

\*คอลัมน์ที่ 1 แสดงข้อมูลวันที่ต้องทำงานโดยตัวหนาแทนวันเสาร์และวันอาทิตย์ ข้อมูลที่อยู่ในคอลัมน์ที่ 2 ถึง 7 เป็นตัวแสดงแทนทีมแพทย์ โดย 1 คือ ทีมแพทย์ที่ 1, 2 คือ ทีมแพทย์ที่ 2, 3 คือ ทีมแพทย์ที่ 3, 4 คือ ทีมแพทย์ที่ 4, 5 คือ ทีมแพทย์ที่ 5, และ 6 คือ ทีมแพทย์ที่ 6

ตาราง 11 การวิเคราะห์การทดลองจัดตารางแพทย์ด้วยตนเอง 1 สัปดาห์

Team	Number of physicians <i>(Physicians)</i>	Number of day shifts <i>(Shifts)</i>	Number of night shifts <i>(Shifts)</i>	Total workload <i>(Hours)</i>	Overtime <i>(Hours)</i>	Two consecutive days off
1	3	5	0	180	24	Yes
2	3	4	1	180	24	Yes
3	3	5	0	180	24	Yes
4	3	2	2	144	-12	Yes
5	3	2	3	180	24	None
6	3	3	1	144	-12	Yes

จากตาราง 11 การวิเคราะห์ตัวอย่างการจัดตารางการทำงานของแพทย์ 1 สัปดาห์ด้วยตนเอง แสดงช่วงเวลาการทำงานทั้งช่วงเวลาเช้าและช่วงเวลากลางคืน แพทย์แต่ละทีมได้รับมอบหมายให้ทำงานในช่วงเวลาต่าง ๆ ไม่เท่ากัน แสดงถึงความไม่เท่าเทียมในการกระจายภาระงาน เช่น แพทย์ทีม 1 ทำงาน ในช่วงเวลาเช้า 5 ช่วงเวลา แต่ไม่ถูกมอบหมายในการทำงานในช่วงเวลากลางคืน และแพทย์ทีม 5 ทำงานเท่ากับแพทย์ทีม 1 แต่ต้องทำงานในช่วงเวลากลางคืนมากถึง 3 ช่วงเวลา โดยเวลาการทำงานรวมคำนวณได้จาก จำนวนแพทย์ \* จำนวนช่วงเวลาทำงาน \* 12 ชั่วโมง การทำงานล่วงเวลาแพทย์ทีม 4 และ 6 ทำงานไม่ถึงภาระงานขั้นต่ำ โดยเวลาการทำงานล่วงเวลาคำนวณได้จาก จำนวนแพทย์ \* [(จำนวนช่วงเวลาทำงาน \* 12 ชั่วโมง) - ภาระงานขั้นต่ำ] ภาระงานขั้นต่ำใน 1 สัปดาห์เท่ากับ 208/4 เท่ากับ 52 ชั่วโมงต่อสัปดาห์ และมีแพทย์ทีม 5 เพียงทีมเดียวที่ไม่มีวันหยุดสองวันติดต่อกัน สามารถแสดงตัวอย่างการคำนวณเวลาการทำงานทั้งหมดและเวลาการทำงานล่วงเวลาของแพทย์ทีมหนึ่งได้ดังนี้

#### แพทย์ทีม 1

$$\begin{aligned}
 \text{Total working time}_1 &= \text{Number of physicians}_1 * [(\text{Number of day shifts}_1 + \text{Number of night shifts}_1) * 12] \\
 &= 3 * [(5 + 0) * 12] \\
 &= 180 \text{ Hours}
 \end{aligned}$$

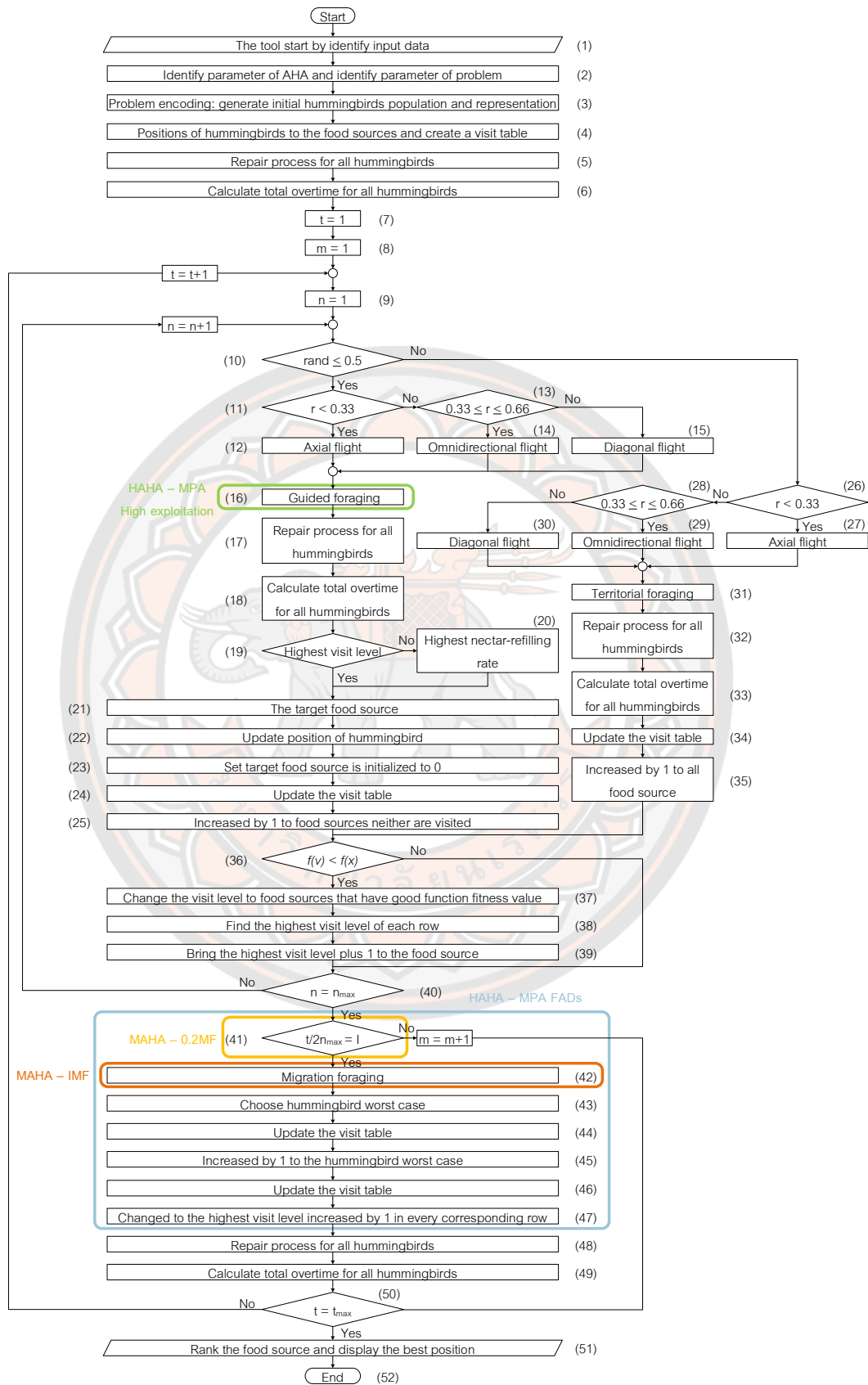
$$\begin{aligned}
 \text{Overtime}_1 &= \text{Number of physicians}_1 * [(\text{Number of day shifts}_1 + \text{Number of night shifts}_1) * 12] - 208/\text{Planning horizon}_{\text{week}}] \\
 &= 3 * [(5 + 0) * 12] - 208/4 \\
 &= 24 \text{ Hours}
 \end{aligned}$$

### การประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์เพื่อแก้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์

เครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์ด้วยขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Physician Scheduling tool: AHPS tool) ถูกพัฒนาขึ้นโดยจะแยกการเขียนคำสั่งออกเป็นส่วน ๆ (Modular style) แล้วนำมาประกอบด้วยภาษา Visual Basic for Applications (VBA) โดยมีขั้นตอนการทำงานดังแสดงในภาพ 15

1. เครื่องมือช่วยตัดสินใจสำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยขั้นตอนวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ จะเริ่มต้นเมื่อมีการนำข้อมูลเข้า (Input data) โดยประกอบด้วยข้อมูลดังนี้

- 1.1 จำนวนแพทย์ (Number of physicians)
- 1.2 ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับอาคาร ได้แก่ จำนวนอาคารที่แพทย์ต้องทำงาน (Number of buildings)
- 1.3 ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับช่วงเวลาการทำงาน ได้แก่ จำนวนช่วงเวลาการทำงาน (Number of shifts) จำนวนชั่วโมงการทำงานต่อช่วงเวลา (Number of working hours per shift) ประเภทช่วงเวลา (Shift type)
- 1.4 ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับรอบระยะเวลาวางแผน ได้แก่ รอบระยะเวลาวางแผน (Planning horizon) (1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์, 8 สัปดาห์ และ 12 สัปดาห์)
- 1.5 ข้อมูลอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับแพทย์ ชั่วโมงการทำงานของแพทย์ที่เปลี่ยนไปตามรอบระยะเวลาวางแผน จำนวนชั่วโมงการทำงานขั้นต่ำ (Minimum working hours) จำนวนแพทย์ขั้นต่ำและสูงสุดในทีม (Minimum and maximum number of physicians in the team) จำนวนชั่วโมงการทำงานที่ทำได้มากที่สุดในแต่ละวัน (Maximum daily work) จำนวนวันหยุดที่ติดต่อกันแต่ละสัปดาห์ (Consecutive day off for physician)
- 1.6 ค่าพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธี AHA ประกอบไปด้วยขนาดของประชากรหรือจำนวนของนกฮัมมิงเบิร์ด (Number of hummingbirds:  $n$ ) และจำนวนรอบการวนซ้ำหาคำตอบ (Number of iterations:  $t$ )



ภาพ 15 ฟังก์ชัน AHPS tool

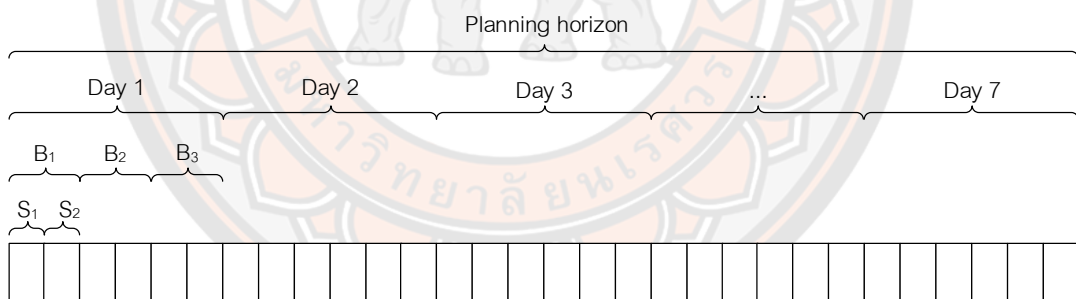
1.7 จำนวนการทดลองซ้ำ (Number of replications) เป็นการทำการทดลองซ้ำโดยใช้หมายเลขสุ่ม (Random seed numbers) ที่แตกต่างกันจำนวน 30 ค่า

2. ผู้ใช้ทำการกำหนดพารามิเตอร์ของ AHA ประกอบด้วย จำนวนนกฮัมมิงเบิร์ด ( $n$ ) จำนวนรอบการวนซ้ำในการหาคำตอบ ( $t$ ) และกำหนดพารามิเตอร์ของปัญหาประกอบด้วย จำนวนการทดลองซ้ำ (Number of replications) และขนาดของปัญหา (Size of problem:  $1w, 2w, 4w, 8w, 12w$ )

3. การเข้ารหัสปัญหา (Problem encoding) เป็นการเข้ารหัสเพื่อสร้างกลุ่มประชากรคำตอบ เริ่มต้นตามจำนวนนกฮัมมิงเบิร์ดที่ได้ระบุไว้ สำหรับตัวอย่างของคำตอบหนึ่งคำตอบ ประกอบด้วย แพทย์ (Physician) ทีมแพทย์ (Team physician) อาคาร (Building) ช่วงเวลาการทำงานต่อวัน (shift) ชั่วโมงการทำงานต่อช่วงเวลา (Working hours per shift) และรอบระยะเวลาวางแผน (Planning horizon) ตัวอย่างของตัวแทนคำตอบ หนึ่งคำตอบเป็นตัวแทนคำตอบ (Representation) ของนกฮัมมิงเบิร์ดหนึ่งตัวด้วยสมการ (1) แสดงดังภาพ 16 และภาพ 17 แสดงตัวอย่างการเข้ารหัส

$$x_i = Low + r * (Up - Low) \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

1 planning horizon, 7 working days, 3 buildings, 2 shifts, 12 hours per shift and 6 team physicians



ภาพ 16 ตัวอย่างการสร้างคำตอบหนึ่งคำตอบ

Day	Building1		Building2		Building3	
	Shift1	Shift2	Shift1	Shift2	Shift1	Shift2
1	2	3	4	3	5	3
2	2	6	4	6	1	6
3	2	6	1	6	3	6
4	2	6	3	6	1	6
5	2	3	5	3	1	3
6	4	4	6	4	5	4
7	3	3	6	3	5	3

ภาพ 17 แสดงตัวอย่างการเข้ารหัส

4. เมื่อสร้างคำตอบตามจำนวนของนกฮัมมิงเบิร์ดเรียบร้อยแล้ว ปล่อยนกฮัมมิงเบิร์ดไปยังแหล่งอาหาร (Food source) และสร้างตารางเชื่อมต่อเริ่มต้นด้วยสมการ (2) แสดงดังภาพ 18 โดยจำนวนแหล่งอาหารจะมีเท่ากับจำนวนของนกฮัมมิงเบิร์ดเสมอ

$$VT_{i,j} = \begin{cases} 0, & \text{if } i \neq j \\ \text{null}, & \text{if } i = j \end{cases} \quad i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, n \quad (2)$$

		Food source					
		$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	...	$x_n$
Hummingbird	$x_1$	--	0	0	0	0	0
	$x_2$	0	--	0	0	0	0
	$x_3$	0	0	--	0	0	0
	$x_4$	0	0	0	--	0	0
	...	0	0	0	0	--	0
	$x_n$	0	0	0	0	0	--

ภาพ 18 การสร้างตารางเชื่อมต่อเริ่มต้น

5. ทำการปรับปรุงคำตอบเพื่อให้คำตอบที่เป็นไปได้เป็นไปตามข้อบังคับหรือเงื่อนไขที่เราต้องการ ภาพ 19 แสดงตัวอย่างการปรับปรุงคำตอบ จากภาพเนื่องจากวันที่ 6 คือวันเสาร์ ภายใต้อาณาเขตเงื่อนไขที่ทีมแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในอาคารที่ 1 ในวันเสาร์หรือวันอาทิตย์ต้องทำงาน

ตลอด 24 ชั่วโมง และภายใต้อีกหนึ่งเงื่อนไขกล่าวว่าในช่วงเวลากลางคืน (Night shift) มีแพทย์เพียงหนึ่งทีมเท่านั้นที่ต้องให้บริการในช่วงเวลากลางคืน ฉะนั้นแพทย์ทีมที่ 3 ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในช่วงเวลากลางคืนในวันเสาร์ต้องถูกเปลี่ยนให้แพทย์ทีมที่ 4 มาทำงานแทน

Day 6	4	3	6	3	5	3	Day 6'	4	4	6	4	5	4
-------	---	---	---	---	---	---	--------	---	---	---	---	---	---

ภาพ 19 แสดงตัวอย่างการปรับปรุงคำตอบให้เป็นไปตามข้อบังคับ

6. ประเมินคำตอบเริ่มต้น (Function fitness value initialized answer:  $f(x)$ ) โดยคำนวณการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดให้กับตัวแทนคำตอบทุกตัว คำนวณได้ในสมการ (36)

$$\text{Min } Z = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^3 \sum_{l=1}^{28} \sum_{m=1}^6 12Y_{ijklm} - \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^{28} \sum_{m=1}^6 (12Y_{i22lm} + 12Y_{i23lm}) - 208N \quad (36)$$

7. เครื่องมือช่วยตัดสินใจสำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์กำหนดรอบการค้นหาคำตอบรอบที่หนึ่ง ( $t = 1, 2, 3, \dots, t_{max}$ ) โดยที่  $t_{max}$  คือ จำนวนการวนรอบสูงสุด

8. เครื่องมือช่วยตัดสินใจสำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์กำหนดรอบการทำ Migration Foraging รอบที่หนึ่ง ( $m = t/2n_{max}$ ) โดยที่  $m$  คือการทำ Migration Foraging และ  $n_{max}$  คือ จำนวนนกฮัมมิงเบิร์ดสูงสุด โดยเริ่มจาก  $m = 1$  เพื่อเข้าไปวนในลูบ  $t$

9. เริ่มการปรับปรุงคำตอบสำหรับนกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่หนึ่ง

10. ตรวจสอบเงื่อนไขในการเลือกกลยุทธ์การหาอาหารของนกฮัมมิงเบิร์ดแต่ละตัว โดยค่าสุ่มมีค่าน้อยกว่าเท่ากับ 0.5 หากเลือกกลยุทธ์การหาอาหารเสร็จเรียบร้อยแล้วจะเข้าสู่ขั้นตอนถัดไป แต่ถ้าไม่เป็นไปตามเงื่อนไขจะเข้าสู่ขั้นตอน 26

11. ตรวจสอบเงื่อนไขการเลือกวิธีบินของนกฮัมมิงเบิร์ดแต่ละตัว เมื่อค่าสุ่มมีค่าน้อยกว่า 0.33 เลือกวิธีบินแบบ Axial Flight ซึ่งเป็นขั้นตอนถัดไป แต่ถ้าไม่เป็นไปตามเงื่อนไขจะเข้าสู่ขั้นตอน 13

12. ขั้นตอนการเลือกวิธีบินหากค่าสุ่มมีค่าน้อยกว่า 0.33 เลือก Axial Flight ด้วยสมการ (7)

$$D^{(i)} = \begin{cases} 1, & \text{if } i = \text{randi}([1, d]) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad i = 1, \dots, d \quad (7)$$

13. เมื่อทำการตรวจสอบเงื่อนไขการเลือกวิธีบินของนกฮัมมิงเบิร์ดแต่ละตัวแต่ไม่เป็นไปตามเงื่อนไขแรก โดยค่าสุ่มมีค่าระหว่างมากกว่าเท่ากับ 0.33 ถึงน้อยกว่าเท่ากับ 0.66 เลือกวิธีบินแบบ Omnidirectional Flight เมื่อเลือกวิธีบินเสร็จเรียบร้อยแล้วจะเข้าสู่ขั้นตอนถัดไป และถ้าไม่เป็นไปตามเงื่อนไขจะเข้าสู่ขั้นตอน 15

14. ขั้นตอนการเลือกวิธีบินหากค่าสุ่มมีค่าอยู่ระหว่าง  $0.33 \leq r \leq 0.66$  เลือกวิธีบินแบบ Omnidirectional Flight ด้วยสมการ (9)

$$D^{(i)} = 1 \quad i = 1, \dots, d \quad (9)$$

15. ขั้นตอนการเลือกวิธีบินหากค่าสุ่มมีค่ามากกว่า 0.66 เลือกวิธีบินแบบ Diagonal Flight ด้วยสมการ (8)

$$D^{(i)} = \begin{cases} 1, & \text{if } i = P(j), j \in [1, k], P = \text{randperm}(k), k \in [2, [r_1 * (d - 2)] + 1] \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad i = 1, \dots, d \quad (8)$$

16. ขั้นตอนการเลือกกลยุทธ์การหาอาหารหากค่าสุ่มมีค่าน้อยกว่าเท่ากับ 0.5 ให้เลือกกลยุทธ์การหาอาหารแบบ Guided Foraging ด้วยสมการ (3) โดยการปรับปรุงคำตอบในกระบวนการหาอาหารในอาณาเขตของเพื่อนั้น จะทำการเลือกตำแหน่งที่จะเป็นตามขั้นตอนที่ 20

$$v_i(t + 1) = x_{i,tar}(t) + a * D * (x_i(t) - x_{i,tar}(t)) \quad (3)$$

17. เพื่อให้คำตอบที่เป็นไปได้เป็นไปตามข้อบังคับหรือเงื่อนไขที่เราต้องการ

18. ประเมินคำตอบตำแหน่งของนกฮัมมิงเบิร์ดปัจจุบัน (Function fitness value evaluation answer:  $f(v)$ ) ด้วยการคำนวณเวลาการทำงานล่วงหน้าทั้งหมด ด้วยสมการ (36)

19. ตรวจสอบเงื่อนไขการเลือกแหล่งอาหารเพียงหนึ่งแหล่งอาหารที่มีระดับการเยี่ยมชมสูงสุด (Highest visit level) เมื่อเลือกเสร็จเรียบร้อยแล้วจะเข้าสู่ขั้นตอน 21 หากไม่เป็นไปตามเงื่อนไขจะเข้าสู่ขั้นตอน 20 ดังภาพ 20 แสดงตัวอย่างของ (b) ตารางเยี่ยมชม (Visit table) โดยกำหนดให้มีจำนวนประชากรนกฮัมมิงเบิร์ด 4 ตัว และภาพ 20 (a) แสดงตารางค่าคำตอบ (Fitness function) ที่ได้ประเมินจากการสร้างคำตอบเริ่มต้น ( $f(x)$ ) และจะได้รับการประเมินคำตอบเมื่อมีการปรับด้วย AHA ( $f(v)$ ) เมื่อพิจารณาที่ภาพ 20 (c) แสดงตัวอย่างการเลือกแหล่งอาหาร เมื่อพิจารณาฮัมมิงเบิร์ดตัวที่หนึ่ง ( $x_1$ ) หรือในแถวที่หนึ่งจะพบว่ามีการเยี่ยมชมเท่ากันทั้งสามแหล่งอาหาร เมื่อเกิดเหตุการณ์นี้จะไปยังขั้นตอนถัดไป

20. เมื่อตรวจสอบเงื่อนไขแล้วไม่เป็นไปตามเงื่อนไขจะทำการเลือกแหล่งอาหารที่มีอัตราการเติมน้ำหวานดีที่สุด (Highest nectar-refilling rate) เพียงหนึ่งแหล่งอาหารและจะเข้าสู่ขั้นตอนถัดไป แสดงตัวอย่างดังภาพ 20 เมื่อระดับเยี่ยมชมเท่ากันจะพิจารณาเลือกแหล่งอาหารจากนกฮัมมิงเบิร์ดที่มีค่าคำตอบที่ดีที่สุด โดยขึ้นอยู่กับปัญหาที่พิจารณา ภาพ 20 (c) ในงานวิจัยนี้พิจารณาปัญหาแบบ Minimize ดังนั้นแหล่งอาหารที่นกฮัมมิงเบิร์ดจะไปคือแหล่งอาหารที่สี่ ( $x_4$ )

21. ขั้นตอนการเลือกหนึ่งแหล่งอาหารที่นกฮัมมิงเบิร์ดจะไป (Target food source) หากในตารางการเยี่ยมชมของนกฮัมมิงเบิร์ดแต่ละตัวมีระดับการเยี่ยมชมสูงสุดจะถูกเลือกเป็นแหล่ง



อาหารที่นกจะไป แต่ถ้าระดับการเยี่ยมชมสูงสุดมีค่าเท่ากันมากกว่าหนึ่งแหล่งอาหาร จะพิจารณาเลือกแหล่งอาหารที่นกจะไปจากอัตราการเติมน้ำหวานสูงสุด (Highest nectar-refilling rate)

	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$
$f(v)$				

	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
$f(x)$	4	7	6	3

		Food source			
		$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
Hummingbird	$x_1$	--	0	0	0
	$x_2$	0	--	0	0
	$x_3$	0	0	--	0
	$x_4$	0	0	0	--

(a) ตารางค่าคำตอบ (Function fitness)

(b) ตารางเยี่ยมชม (Visit table)

	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$
$f(v)$				

	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
$f(x)$	4	7	6	3

		Food source			
		$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
Hummingbird	$x_1$	--	0	0	0
	$x_2$	0	--	0	0
	$x_3$	0	0	--	0
	$x_4$	0	0	0	--

	$x_4$
--	-------

(c) แหล่งอาหารที่นกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่หนึ่งจะไป

ภาพ 20 แสดงขั้นตอนการเลือกแหล่งอาหาร

22. อัปเดตตำแหน่งนกฮัมมิงเบิร์ด

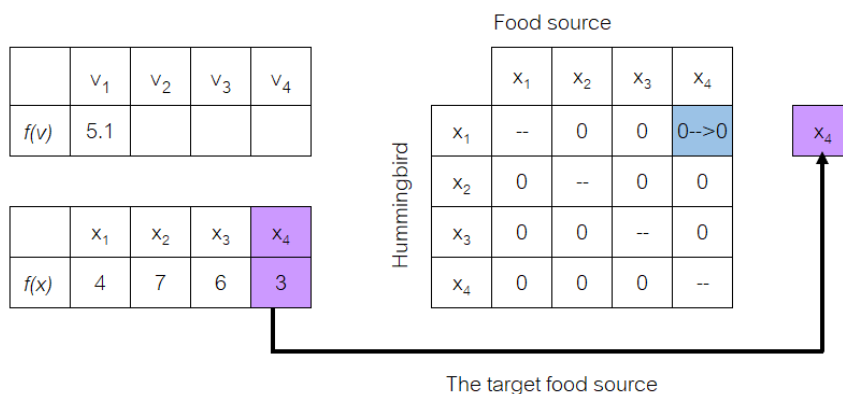
23. ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมสำหรับแหล่งอาหารที่นกฮัมมิงเบิร์ดไป ให้มีค่าเท่ากับ 0 ดังภาพ

21 (a) แสดงตัวอย่างการปรับค่าระดับการเยี่ยมชม

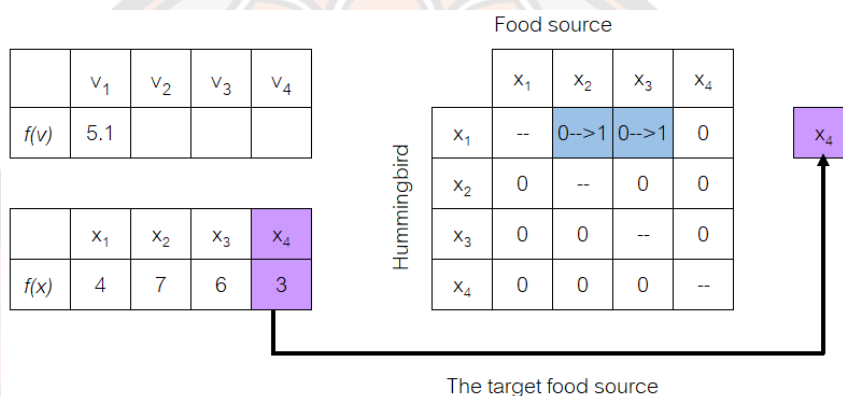
24. อัปเดตตารางการเยี่ยมชม

25. ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมสำหรับแหล่งอาหารที่นกฮัมมิงเบิร์ดไม่ได้ไป โดยการบวก 1 ดัง

ภาพ 21 (b) แสดงตัวอย่างการปรับค่าระดับการเยี่ยมชม



(a) ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมเท่ากับศูนย์ให้กับแหล่งอาหารที่نگไป



(b) ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมโดยบวกหนึ่งให้กับแหล่งอาหารที่نگไม่ได้ไป

### ภาพ 21 อัปเดตตารางการเยี่ยมชม

26. เมื่อตรวจสอบเงื่อนไขการเลือกกลยุทธ์หาอาหารของนกฮัมมิงเบิร์ดแต่ละตัว แล้วไม่เป็นไปตามเงื่อนไข โดยค่าสุ่มมีค่ามากกว่า 0.5 จะเลือกกลยุทธ์หาอาหารแบบ Territorial Foraging และทำการตรวจสอบเงื่อนไขการเลือกวิธีบินของนกฮัมมิงเบิร์ดแต่ละตัวไปพร้อมกัน โดยค่าสุ่มมีค่าน้อยกว่า 0.33 จะเลือกวิธีบินแบบ Axial Flight ซึ่งเป็นขั้นตอนถัดไป แต่ถ้าไม่เป็นตามเงื่อนไขจะเข้าสู่ขั้นตอน 28

27. ขั้นตอนการเลือกวิธีบินหากค่าสุ่มมีค่าน้อยกว่า 0.33 เลือก Axial Flight ด้วยสมการ (7)

28. เมื่อตรวจสอบเงื่อนไขการเลือกวิธีการบินแล้วไม่เป็นไปตามเงื่อนไขแรก โดยค่าสุ่มมีค่าระหว่างมากกว่าเท่ากับ 0.33 ถึงน้อยกว่าเท่ากับ 0.66 จะเลือกวิธีบินแบบ Omnidirectional Flight ซึ่งเป็นขั้นตอนถัดไป แต่หากไม่เป็นตามเงื่อนไขจะเข้าสู่ขั้นตอน 30

29. ขั้นตอนการเลือกวิธีบินหากค่าสุ่มมีค่าอยู่ระหว่าง  $0.66 \leq r \leq 0.33$  เลือกวิธีบินแบบ Omnidirectional Flight ด้วยสมการ (9)

30. ขั้นตอนการเลือกวิธีบินหากค่าสุ่มมีค่ามากกว่า 0.66 เลือกวิธีการบินแบบ Diagonal Flight ด้วยสมการ (8)

31. เมื่อตรวจสอบเงื่อนไขการเลือกกลยุทธ์การหาอาหารแต่ไม่เป็นไปตามเงื่อนไขแรก โดยค่าสุ่มมีค่ามากกว่า 0.5 ให้เลือกกลยุทธ์การหาอาหารแบบ Territorial Foraging ด้วยสมการ (5)

$$v_i(t + 1) = x_i(t) + b * D * x_i(t) \quad (5)$$

32. เพื่อให้คำตอบที่เป็นไปได้เป็นไปตามข้อบังคับหรือเงื่อนไขที่เราต้องการ

33. ประเมินคำตอบตำแหน่งของนกฮัมมิงเบิร์ดปัจจุบัน ( $f(v)$ ) ด้วยการคำนวณเวลาการทำงานล่วงหน้า ด้วยสมการ (36)

34. อัปเดตตารางการเยี่ยมชม

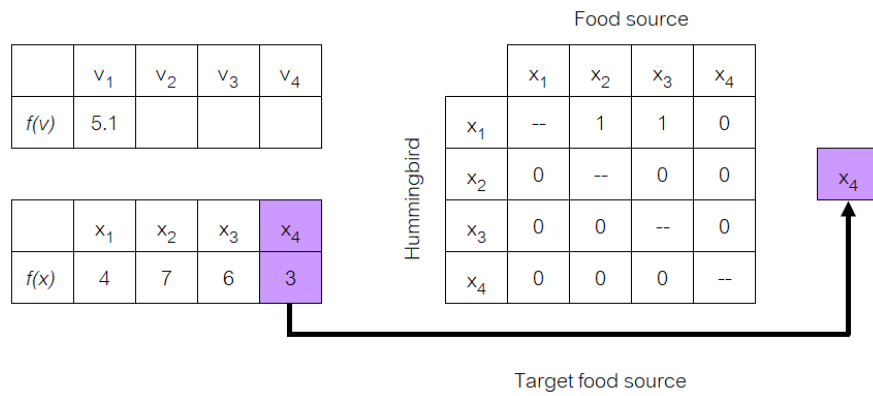
35. ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมสำหรับทุกแหล่งอาหาร โดยการบวก 1

36. ตรวจสอบเงื่อนไขหากค่าคำตอบตำแหน่งปัจจุบัน ( $f(v)$ ) ของนกฮัมมิงเบิร์ดดีกว่าค่าคำตอบเริ่มต้น ( $f(x)$ ) จะเข้าสู่ขั้นตอนถัดไป หากไม่เป็นไปตามเงื่อนไขจะเข้าสู่ขั้นตอน 40 ดังภาพ 22 (a) เมื่อพิจารณานกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่สอง ที่ทำการปรับปรุงแบบ Guided foraging เลือกแหล่งอาหารที่สี่เป็น Target food source ภาพ 22 (b) ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมเป็นศูนย์ให้กับแหล่งอาหารที่หกไป ภาพ 22 (c) ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมโดยบวกหนึ่งให้กับแหล่งอาหารที่หกไม่ได้ไป ภาพ 22 (d) ประเมินค่าคำตอบที่ปรับปรุงด้วย AHA และพบว่ามีความดีกว่าค่าคำตอบเริ่มต้น

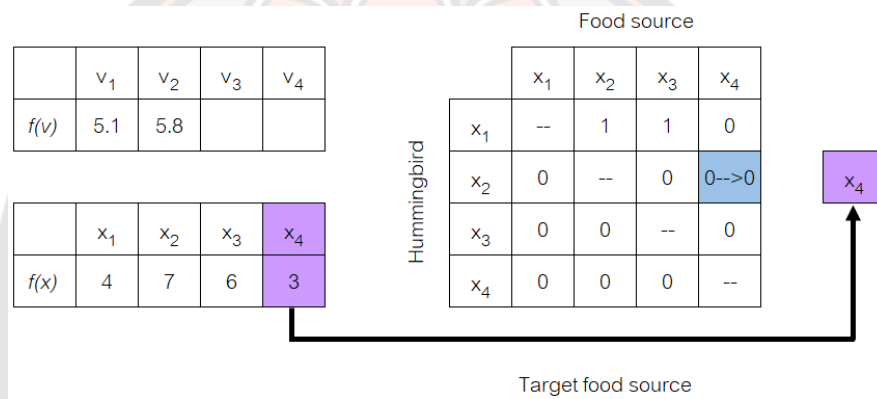
37. เมื่อเป็นไปตามเงื่อนไขจะทำการปรับค่าระดับการเยี่ยมชมสำหรับทุกแหล่งอาหารที่เกี่ยวข้อง ดังภาพ 22 (d)  $f(v) = 5.8 < f(x) = 7$

38. ค้นหาค่าระดับการเยี่ยมชมสูงสุดโดยค้นหาจากในแต่ละแถว ดังภาพ 22 (e) ในแถวที่หนึ่ง ( $x_1$ ) ค่าระดับการเยี่ยมชมที่มากที่สุดคือหนึ่ง ในแถวที่สอง ( $x_2$ ) สาม ( $x_3$ ) และสี่ ( $x_4$ ) คือศูนย์

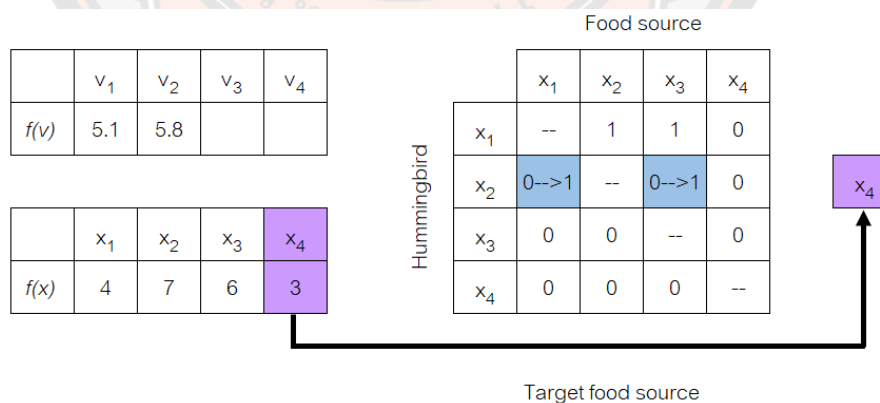
39. เปลี่ยนระดับการเยี่ยมชม โดยนำค่าระดับการเยี่ยมชมสูงสุดที่ค้นหาได้จากในแถวที่เกี่ยวข้องและบวกเพิ่มไป 1 ทำทุกแถวหรือทุกนกฮัมมิงเบิร์ด ดังภาพ 22 (e)



(a) แหล่งอาหารที่นกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่สองจะไป

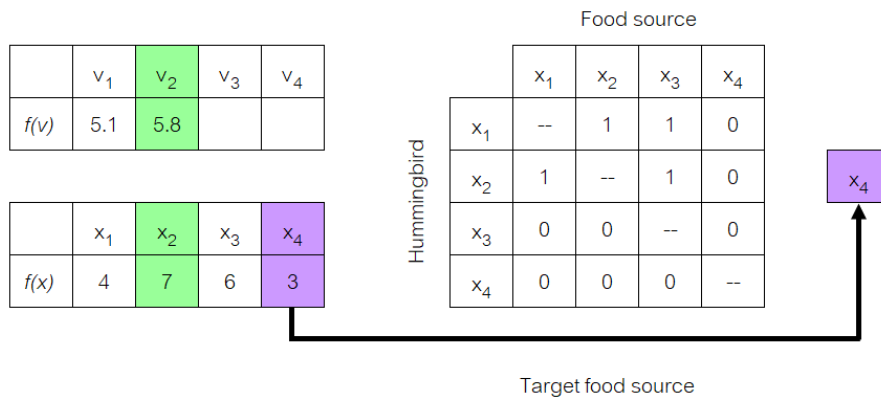


(b) ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมเท่ากับศูนย์ให้กับแหล่งอาหารที่นกไป

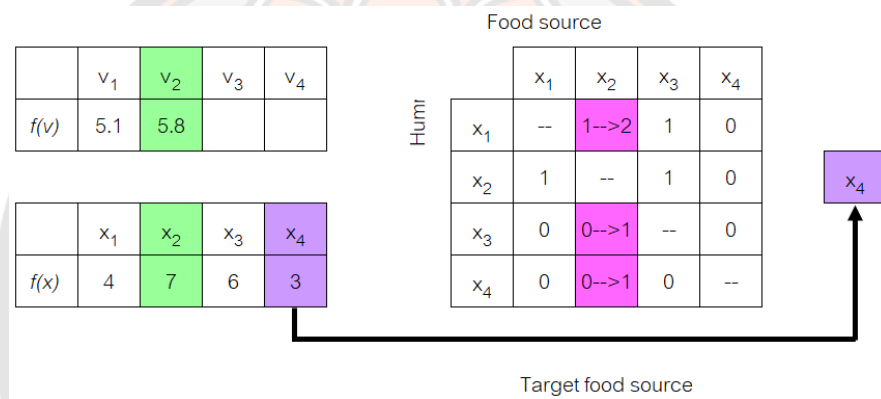


(c) ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมโดยบวกหนึ่งให้กับแหล่งอาหารที่นกไม่ได้ไป

ภาพ 22 แสดงการอัปเดตตารางเยี่ยมชมเมื่อการปรับปรุงด้วย AHA ดีกว่าค่าคำตอบเริ่มต้น



(d) นกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่สองประเมินค่าคำตอบ



(e) ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมให้กับแหล่งอาหารที่สอง

ภาพ 22 (ต่อ)

40. ตรวจสอบเงื่อนไขการหยุดทำงาน ในกรณีที่  $n$  ยังไม่เท่ากับ  $n_{max}$  ให้ย้อนกลับไปเริ่มทำขั้นตอนที่ 9 อีกครั้ง เมื่อเป็นไปตามเงื่อนไขจะทำขั้นตอนถัดไป

41. ตรวจสอบเงื่อนไขการทำกลยุทธ์การหาอาหารแบบ Migration Foraging ในกรณีที่คำนวณ  $m*n/2n_{max}$  ยังไม่เท่ากับจำนวนเต็มหรือไม่เป็นไปตามเงื่อนไขให้ข้ามไปทำขั้นตอนที่ 50 หากคำนวณแล้วเท่ากับจำนวนเต็มหรือเป็นไปตามเงื่อนไขจะเข้าสู่ขั้นตอนถัดไป

42. ทำกลยุทธ์การหาอาหารแบบ Migration Foraging ด้วยสมการ (11) โดยการทำการกลยุทธ์นี้จะทำเมื่อ  $2n$  ตามสมการ (12)

$$x_{wor}(t + 1) = Low + r * (Up - Low) \tag{11}$$

$$M = 2n \tag{12}$$

43. เลือกนกฮัมมิงเบิร์ดที่หาอาหารได้แรงแย่ที่สุดหรือให้ค่าคำตอบที่แรงแย่ที่สุดมาเพียง 1 ตัว เพื่อทำการปรับปรุงคำตอบ ดังภาพ 23 (a) แสดงขั้นตอนการเลือกเลือกนกฮัมมิงเบิร์ดที่ปรับปรุงคำตอบได้แรงแย่ที่สุด โดยเลือกมาเพียงหนึ่งตัวเพื่อทำการปรับแบบ Migration foraging จากภาพนกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่สามประเมินค่าคำตอบได้ 7.1 ซึ่งเป็นค่าคำตอบที่ประเมินได้แรงแย่กว่านกทุกตัว

44. อัปเดตตารางการเยี่ยมชม

45. ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมสำหรับนกฮัมมิงเบิร์ดที่หาอาหารได้แรงแย่ที่สุด ทำการบวกทั้งแถว โดยการบวก 1 ดังภาพ 23 (b) แสดงการปรับค่าระดับการเยี่ยมชมให้กับนกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่สาม

46. อัปเดตตารางการเยี่ยมชม

47. ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมให้กับแหล่งอาหารที่มีตำแหน่งเดียวกันกับนกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่แรงแย่ที่สุด โดยเลือกค่าระดับเยี่ยมชมที่มากที่สุดในแต่ละแถวแล้วบวกเพิ่มอีก 1 ดังภาพ 23 (c) แสดงการปรับค่าระดับการเยี่ยมชมให้กับแหล่งอาหารที่เกี่ยวข้อง

	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$
$f(v)$	5.1	5.8	7.1	2.5

	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
$f(x)$	4	7	6	3

		Food source			
		$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
Hummingbird	$x_1$	--	2	1	3
	$x_2$	1	--	1	2
	$x_3$	1	0	--	2
	$x_4$	1	0	1	--

(a) นกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่สามปรับปรุงคำตอบได้แรงแย่ที่สุด

	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$
$f(v)$	5.1	5.8	7.1	2.5

	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
$f(x)$	4	7	6	3

		Food source			
		$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
Hummingbird	$x_1$	--	2	1	3
	$x_2$	1	--	1	2
	$x_3$	1-->2	0-->1	--	2-->3
	$x_4$	1	0	1	--

(b) ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมโดยบวกหนึ่งให้กับนกตัวที่แรงแย่ที่สุด

ภาพ 23 แสดงตัวอย่างการปรับปรุงคำตอบแบบ Migration foraging

	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$
$f(v)$	5.1	5.8	7.1	2.5

	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
$f(x)$	4	7	6	3

		Food source			
		$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
Hummingbird	$x_1$	--	2	3-->4	3
	$x_2$	1	--	2-->3	2
	$x_3$	1-->2	0-->1	--	2-->3
	$x_4$	1	0	1-->2	--

(c) ปรับค่าระดับการเยี่ยมชมให้กับแหล่งอาหารที่เกี่ยวข้อง

### ภาพ 23 (ต่อ)

48. เพื่อให้คำตอบที่เป็นไปได้เป็นไปตามข้อบังคับหรือเงื่อนไขที่เราต้องการ
49. ประเมินคำตอบตำแหน่งของนกฮัมมิงเบิร์ดปัจจุบัน ( $f(v)$ ) ด้วยการคำนวณเวลาการทำงาน  
 ล่วงเวลาทั้งหมด ด้วยสมการ (36)
50. ตรวจสอบเงื่อนไขการหยุดทำงาน ในกรณีที่  $t$  ยังไม่เท่ากับ  $t_{max}$  ให้ย้อนกลับไปเริ่มทำ  
 ขั้นตอนที่ 7 อีกครั้ง หากไม่เป็นไปตามเงื่อนไขจะเข้าขั้นตอนถัดไป
51. เรียงลำดับนกฮัมมิงเบิร์ดและแสดงตำแหน่งที่ดีที่สุด
52. เครื่องมือช่วยตัดสินใจสำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์จบการทำงาน

## วิธีดำเนินการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้ดำเนินการทดลองการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในแผนก ICU โดยมีวัตถุประสงค์ของการทดลองคือการสืบค้นค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมให้กับวิธี AHA, MAHA, และ HAHA และการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการแก้ปัญหาทางงานวิจัย การทดลองเริ่มต้น 1) การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธี AHA โดยทำการทวนสอบความถูกต้อง (Verification) ของเครื่องมือการจัดตาราง การตรวจสอบการใช้งานได้จริง (Validation) ของตัวแบบจำลอง และการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธี AHA 2) การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธี MAHA และค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม 3) การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธี HAHA และค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม และ 4) การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของวิธี AHA, MAHA, และ HAHA โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

### 1. การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธี AHA

การจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยวิธี AHA แบบดั้งเดิม จะทำการจัดตารางการทำงานของแพทย์รอบระยะเวลาการวางแผน (Planning horizon) ทั้ง 5 ระยะ ได้แก่ 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์ เพื่อตรวจสอบว่าเครื่องมือมีความถูกต้องและสามารถนำไปใช้ได้จริงจึงนำผลการจัดตารางการทำงานของแพทย์ที่มีรอบระยะเวลาการวางแผน 4 สัปดาห์ ไปเปรียบเทียบกับงานก่อนหน้า และทำการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับวิธี AHA แบบดั้งเดิม นอกจากนี้ยังได้ทำการทดสอบการกระจายตัวของผลลัพธ์ โดยนำค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับวิธี AHA แบบดั้งเดิมมาวิเคราะห์

วิธีการทวนสอบความถูกต้อง (Verification) ของเครื่องมือการจัดตารางเป็นการตรวจสอบว่าเครื่องมือที่ถูกพัฒนาขึ้นสามารถทำงานได้ตรงตามวัตถุประสงค์ การประมวลผลเป็นไปได้อย่างถูกต้องตรงตามกรอบแนวคิดของการพัฒนา ในงานวิจัยนี้ทำการทวนสอบความถูกต้องโดยเขียนรหัสคำสั่งเพิ่มเติมให้เครื่องมือแสดงผลการนำเข้าข้อมูล ผลการดึงข้อมูลเข้าสู่ตัวแปร ผลการคำนวณ และผลการจัดตารางลงบนแผ่นงานต่าง ๆ (Worksheets) โดยตรวจสอบความถูกต้องของผลการจัดตามเงื่อนไขบังคับที่กำหนดขึ้นที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 1 ข้อตกลงเบื้องต้น เพื่อให้มั่นใจว่าเครื่องมือที่ถูกพัฒนาขึ้นสามารถทำงานได้อย่างถูกต้องในทุก ๆ การดำเนินการ

วิธีการตรวจสอบการใช้งานได้จริง (Validation) ของตัวแบบจำลองเป็นการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากเครื่องมือกับระบบงานหรือสถานการณ์จริง ในงานวิจัยนี้ได้ทำการตรวจสอบการใช้งานได้จริงของตัวแบบจำลองโดยการเปรียบเทียบผลจากการจัดตารางที่ได้จากเครื่องมือที่ถูกพัฒนาขึ้นกับผลการจัดตารางจากงานวิจัยของ Hidri et al. (2020) ที่ใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดทางคณิตศาสตร์ ชื่อว่า โปรแกรมจำนวนเต็มเชิงเส้น (Integer Linear Programing: ILP) มาแล้ว



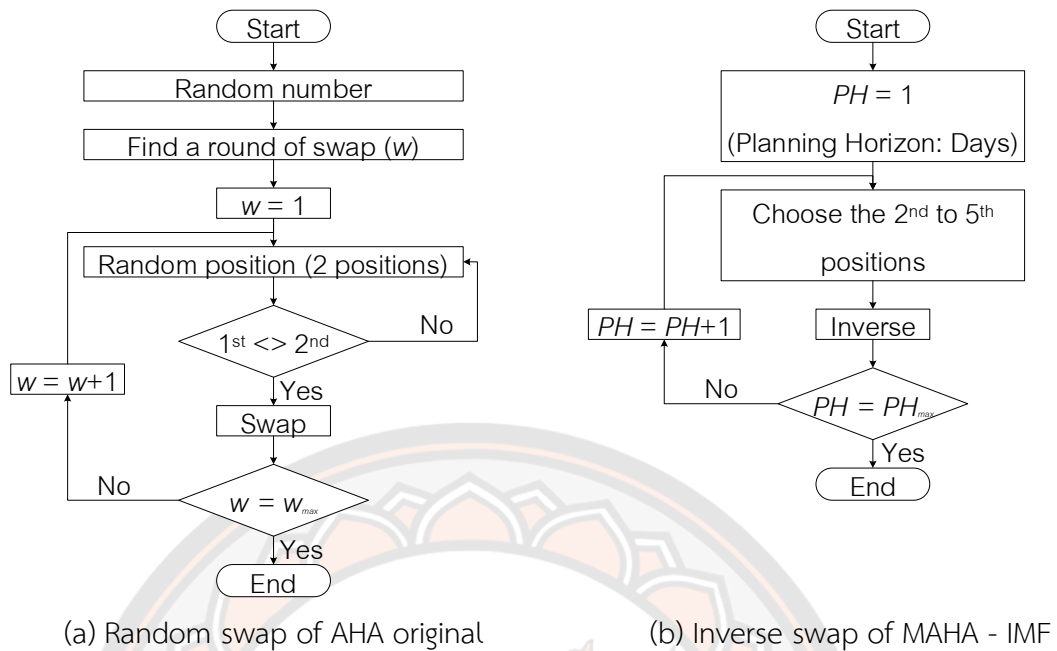
ทั้งนี้เพื่อเพื่อเป็นการยืนยันผลการจัดตารางว่าเมืองค์ประกอบครบถ้วนสมบูรณ์ เช่น จำนวนวันทำงาน จำนวนอาคารนั้นมีจำนวนเท่ากัน และมีผลการจัดตารางที่เป็นไปตามเงื่อนไขบังคับต่าง ๆ

การค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธี AHA เริ่มต้นโดยการกำหนดระดับให้กับค่าพารามิเตอร์  $N/I$  โดยที่  $N/I$  คือผลรวมของประชากร (Population:  $N$ ) และการวนซ้ำ (Iteration:  $I$ ) ซึ่งการกำหนดระดับให้กับค่าพารามิเตอร์นั้นสามารถทำได้หลากหลายวิธีโดยการกำหนดระดับจะกล่าวถึงในบทถัดไป เมื่อกำหนดระดับให้กับพารามิเตอร์  $N/I$  ให้กับวิธี AHA เรียบร้อยแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการประมวลผลการแก้ปัญหาการจัดตารางของวิธี AHA จากค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในทุกระดับสำหรับปัญหาทุกขนาดเพื่อเก็บข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับค่าต่ำสุด (Minimum:  $Min$ ) ค่าสูงสุด (Maximum:  $Max$ ) ค่าเฉลี่ย ( $Mean$ ) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation:  $SD$ )

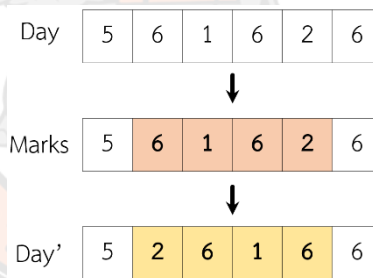
## 2. การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธี MAHA

การจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยวิธี MAHA ผู้วิจัยได้ทำการปรับปรุง (Modified) วิธีการ AHA 2 วิธี โดยทั้งสองวิธีทำการปรับปรุงในกลยุทธ์การหาอาหารแบบ Migration foraging วิธีแรกทำการปรับปรุงขั้นตอนการสลับทีมแพทย์ของแต่ละคำตอบ และวิธีที่สองปรับปรุงให้มีการทำกลยุทธ์การหาอาหารแบบ Migration foraging มากยิ่งขึ้น และนำวิธี MAHA ทั้งสองวิธีนี้จัดตารางแพทย์ในรอบระยะเวลาการวางแผน (Planning horizon) ทั้ง 5 ระยะ ได้แก่ 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์ จากนั้นทำการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับ MAHA ทั้งสองวิธี โดยแต่ละวิธีมีรายละเอียดการปรับปรุง ดังนี้

2.1 Modification Artificial Hummingbird Algorithm – Inverse Migration Foraging (MAHA - IMF) เป็นการปรับปรุงคำตอบในกระบวนการ Migration foraging ที่ผู้วิจัยเลือกทำการปรับปรุงในกระบวนการนี้ เนื่องจาก AHA original ทำการสลับในการปรับปรุงคำตอบแต่เป็นการสลับแบบสุ่ม (Random swap) กล่าวได้ว่าจำนวนรอบที่จะทำการสลับและตำแหน่งที่จะทำการสลับล้วนมาจากการสุ่มทั้งสิ้น จึงเปลี่ยนให้มีการปรับปรุงคำตอบที่มีความแน่นอนและคงที่ โดยมีการเปรียบเทียบขั้นตอนการทำงานเบื้องต้นของวิธี AHA original กับ MAHA – IMF ดังภาพ 24 และภาพ 25 แสดงตัวอย่างการปรับปรุงคำตอบเพียงหนึ่งวันของวิธี MAHA - IMF



ภาพ 24 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA กับ MAHA - IMF

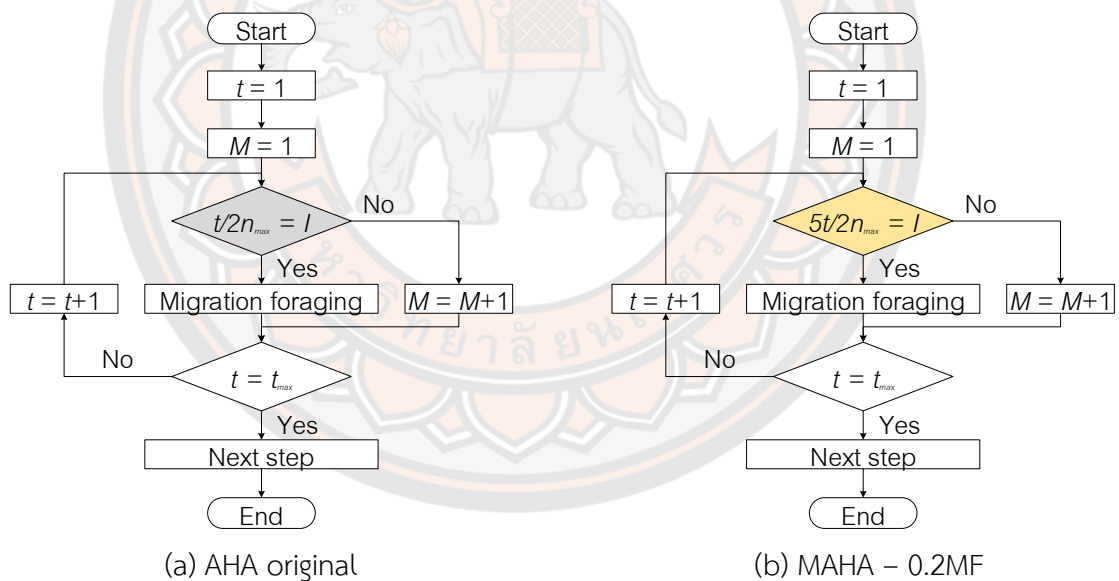


ภาพ 25 แสดงตัวอย่างการเลือกตำแหน่งและทำการเรียงคำตอบใหม่

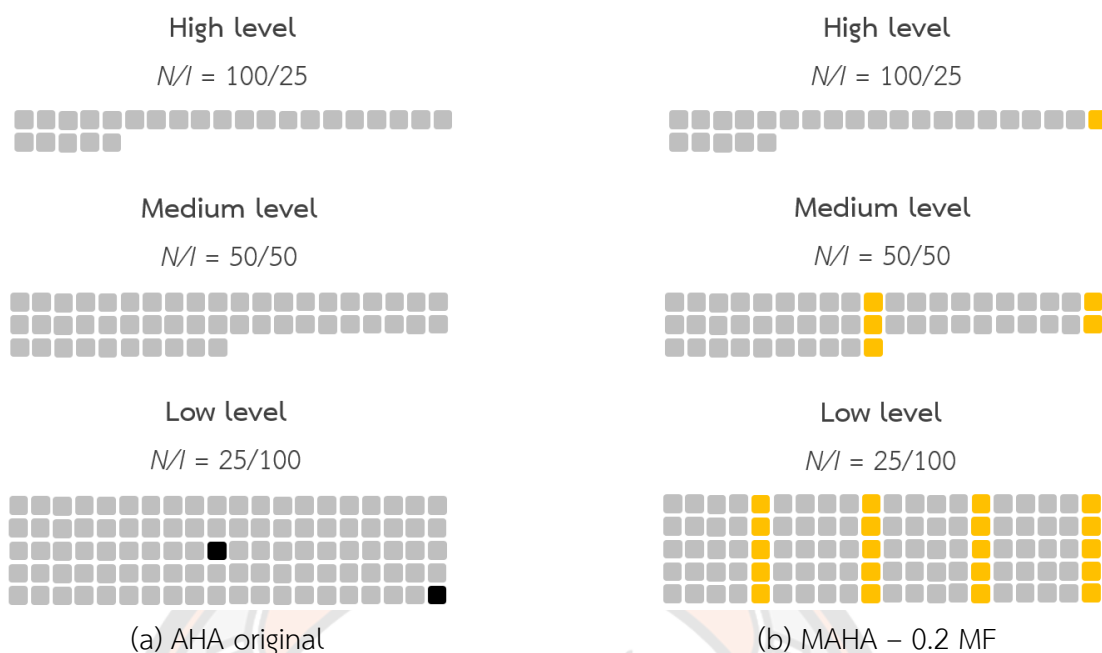
2.2 Modification Artificial Hummingbird Algorithm – 0.2 Migration Foraging (MAHA – 0.2MF) เป็นการปรับปรุงคำตอบในกระบวนการ Migration foraging ที่ผู้วิจัยเลือกปรับปรุงคำตอบในกระบวนการนี้ เนื่องจากวิธี AHA original จะทำกระบวนการปรับปรุงคำตอบเมื่อ  $M = 2n$  โดยที่  $M$  คือ Migration foraging และ  $n$  คือ Population of hummingbirds ซึ่งจะทำให้การ Perturbation น้อยมาก จึงได้ปรับปรุงวิธีที่มีชื่อว่า MAHA – 0.2MF ขึ้น เพื่อให้มีการทำ Perturbation เพิ่มมากขึ้น และได้ทำการเปรียบเทียบขั้นตอนการทำงานเบื้องต้นของวิธี AHA original กับ MAHA – 0.2MF ดังภาพ 26

เมื่อพิจารณาค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ทั้ง 3 ระดับ ได้แก่ High level (100/25), Medium level (50/50), และ Low level (25/100) จะพบว่าวิธี AHA original จะมีการปรับปรุงคำตอบด้วย

กลยุทธ์ Migration foraging เพียงค่าพารามิเตอร์  $N/l$  ระดับต่ำที่ 25/100 เท่านั้น โดยจะทำการปรับปรุงเพียง 2 ครั้งหรือคำตอบ เพราะวิธี AHA original จะทำ Migration foraging เมื่อ  $M = 2n$  ซึ่งจะทำให้การปรับปรุงคำตอบในรอบ Iteration ที่  $M = 2 * 25 = 50$  และรอบ Iteration ที่ 100 ซึ่งจะเลือกปรับปรุงนกฮัมมิงเบิร์ดตัวที่แย่ที่สุดจากในแต่ละรอบ iteration ที่ตรงตามเงื่อนไขเท่านั้น ด้วยเหตุนี้เองจึงทำการปรับปรุงวิธี MAHA - 0.2MF ขึ้นมา เพื่อเพิ่มการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Migration foraging เมื่อปรับให้  $M = 0.2n$  จะพบการทำ Perturbation ทุกระดับค่าพารามิเตอร์  $N/l$  เมื่อค่าพารามิเตอร์  $N/l$  ระดับสูงที่ 100/25 พบการ Perturbation ในรอบ Iteration ที่ 20 (1 ครั้ง) เมื่อค่าพารามิเตอร์  $N/l$  ระดับกลางที่ 50/50 พบการ Perturbation ในรอบ Iteration ที่ 10, 20, 30, 40, และ 50 (5 ครั้ง) เมื่อค่าพารามิเตอร์  $N/l$  ระดับต่ำที่ 25/100 พบการ Perturbation ในรอบ Iteration ที่ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60, 65, 70, 75, 80, 85, 90, 95, และ 100 (20 ครั้ง) ดังภาพ 27 เพื่อแสดงการเปรียบเทียบการทำงานกลยุทธ์ Migration foraging ของวิธี AHA original กับวิธี MAHA - 0.2MF



ภาพ 26 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA กับ MAHA - 0.2MF

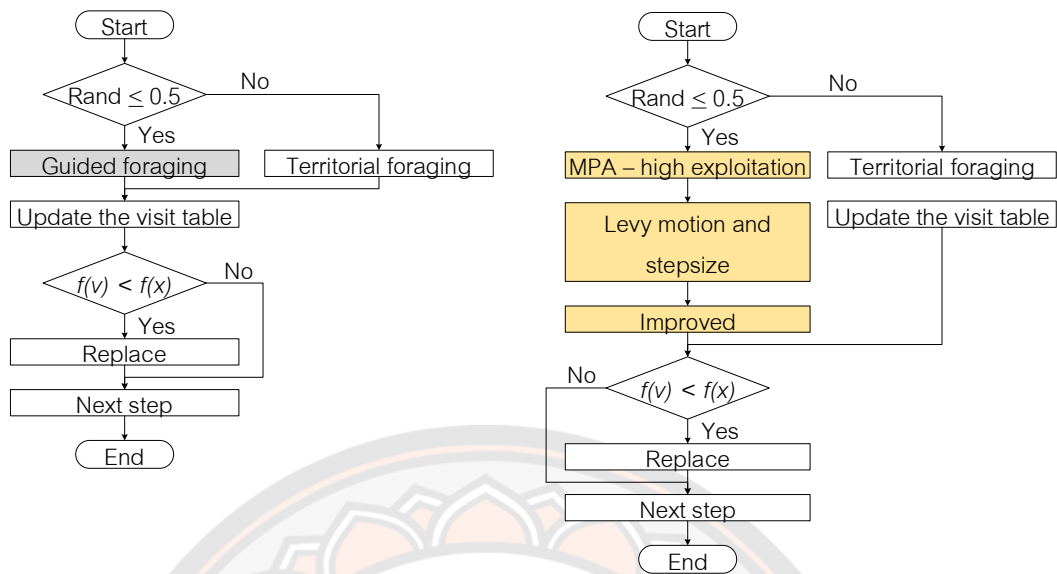


ภาพ 27 แสดงการเปรียบเทียบการทำ Migration foraging ของวิธี AHA กับ MAHA - 0.2MF

### 3. การจัดการตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธี HAHA

การจัดการตารางการทำงานของแพทย์ด้วยวิธี HAHA ผู้วิจัยได้ทำการผสมผสาน (Hybrid) วิธี AHA 2 วิธี โดยนำไปผสมผสานกับวิธี Marine Predators Algorithm (MPA) วิธีแรกทำการผสมผสานการปรับปรุงคำตอบของ MPA ในระยะที่ 3 เข้ากับ AHA ในกลยุทธ์การหาอาหารแบบ Guided foraging และวิธีที่สองทำการผสมผสานการปรับปรุงคำตอบของ MPA ในขั้นตอนการรวบรวมคำตอบ เข้ากับ AHA ในกลยุทธ์การหาอาหารแบบ Migration foraging จากนั้นนำวิธี HAHA ทั้งสองวิธีนี้จัดการตารางแพทย์ในรอบระยะเวลาการวางแผน (Planning horizon) ทั้ง 5 ระยะ ได้แก่ 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์ จากนั้นทำการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับ HAHA ทั้งสองวิธี

3.1 Hybridization Artificial Hummingbird Algorithm with Marine Predators Algorithm high exploitation (HAHA with MPA high exploitation) เป็นการผสมผสานวิธี AHA เข้ากับวิธี MPA โดยนำ MPA phase 3 high exploitation ไปแทนที่กลยุทธ์ Guided foraging ของ AHA เนื่องจากทั้งสองกลยุทธ์ที่นำมาจากวิธี MPA และ AHA ต่างก็เป็นการปรับปรุงคำตอบโดยใช้ประโยชน์จากคำตอบที่ดีที่สุด หรือ Exploitation โดย Faramarzi et al. (2020) กล่าวว่าการปรับปรุงใน Phase 3 ของ MPA เป็น High exploitation ผู้วิจัยจึงอยากนำเข้ามาผสมผสานและอยากทราบผลลัพธ์ของการผสมผสานนี้ ภาพ 28 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA original กับ HAHA with MPA high exploitation



(a) AHA original

(b) HAHA with MPA high exploitation

ภาพ 28 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA กับ HAHA – MPA high exploitation

การปรับปรุงคำตอบโดยใช้ MPA phase 3 high exploitation จำใช้การเคลื่อนที่แบบ Levy เพื่อนำมาคำนวณตำแหน่งที่ควรจะเคลื่อนที่ไปโดยมีนำคำตอบที่ดีที่สุดมาใช้ แต่ตำแหน่งก็จะยังคงถูกเบี่ยงเบนด้วยค่าคงที่และรอบการวนซ้ำ กล่าวคือในรอบ Iteration แรก ๆ จะมีการเรียนแบบคำตอบที่ดีที่สุดจำนวนมากแต่จะไม่เกินครั้งหนึ่ง และสามารถคำนวณได้ตามสมการ ดังนี้

$$Levy(\alpha) = 0.05 * \frac{x}{|y|^{\frac{1}{\alpha}}}; \alpha = 1.5 \quad (37)$$

โดยที่

$x$  และ  $y$  คือ ตัวแปรที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น  $\sigma_x$  และ  $\sigma_y$

$$x = Normal(0, \sigma_x^2) \text{ and } y = Normal(0, \sigma_y^2); \sigma_y = 1 \quad (38)$$

$$\sigma_x = \left[ \frac{\Gamma(1+\alpha) \sin(\pi\alpha/2)}{\Gamma((1+\alpha)/2) \alpha 2^{(\alpha-1)/2}} \right]^{1/\alpha}; \alpha = 1.5 \quad (39)$$

Phase 3 of MPA

$$\overrightarrow{stepsize}_i = \overrightarrow{R}_L \otimes (\overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{Prey}_i); i = 1, \dots, n \quad (40)$$

$$\overrightarrow{Prey}_i = \overrightarrow{Elite}_i + P.CF \otimes \overrightarrow{stepsize}_i; P = 0.5 \quad (41)$$

$$CF = \left(1 - \frac{Iteration}{Iteration_{max}}\right)^{\left(2 \frac{Iteration}{Iteration_{max}}\right)} \quad (42)$$

โดยที่

$\vec{stepsize}_t$  คือ ตำแหน่งที่จะเคลื่อนที่ไป

$R_L$  คือ เวกเตอร์ของตัวเลขสุ่มตามการแจกแจงของ Levy ที่ได้มาจากสมการที่ (37)

$\vec{Elite}_t$  คือ คำตอบที่ดีที่สุดที่นำมาใช้ประโยชน์

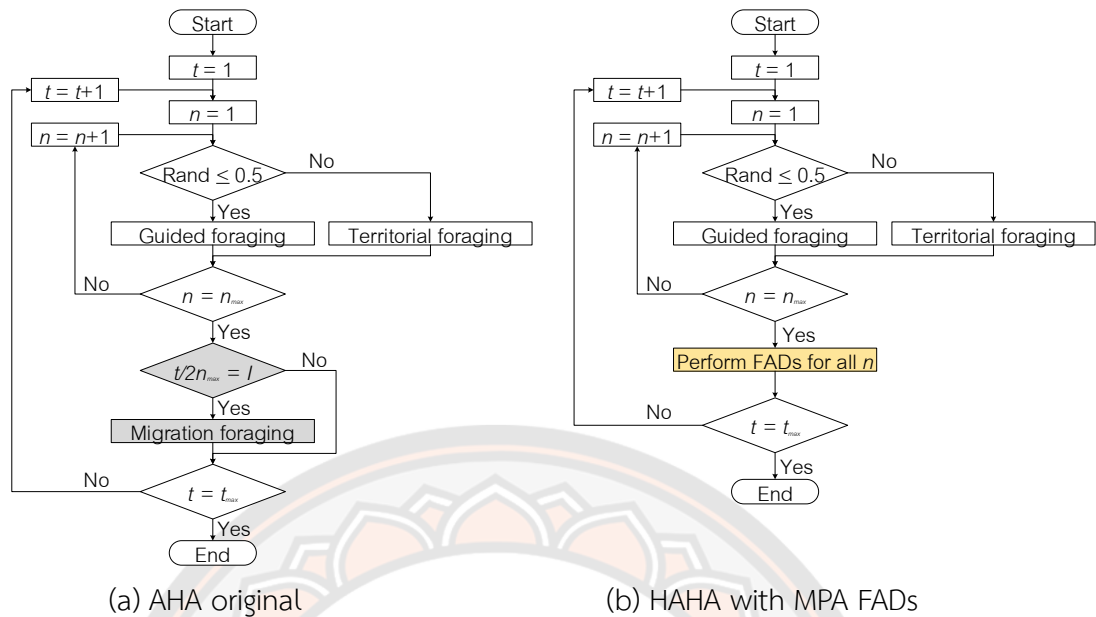
$\vec{Prey}_t$  คือ คำตอบที่ได้รับการปรับปรุงในปัจจุบัน

$n$  คือ จำนวนประชากรทั้งหมด

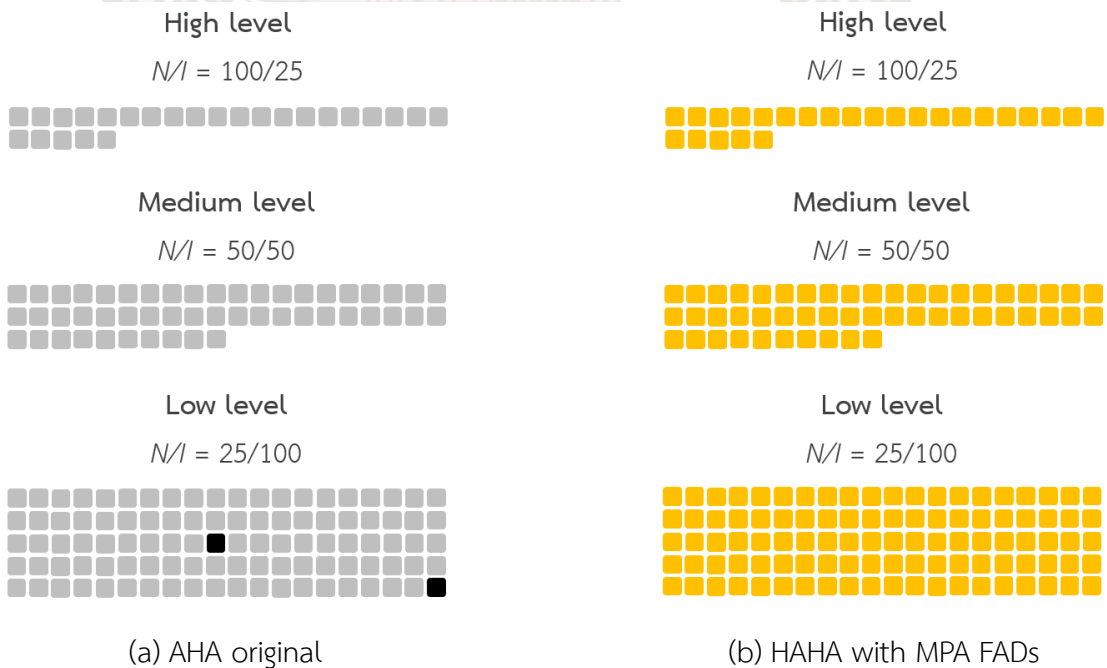
$P$  คือ ค่าคงที่มีค่าเท่ากับ 0.5

$CF$  คือ พารามิเตอร์ที่ปรับเปลี่ยนได้เพื่อควบคุมขนาดสำหรับการเคลื่อนที่ของนกล่า

3.2 Hybridization Artificial Hummingbird Algorithm with Marine Predators Algorithm Fish Aggregating Devices (HAHA with MPA FADs) เป็นการผสมผสานวิธี AHA เข้ากับวิธี MPA โดยนำกลยุทธ์ FADs เข้ามาแทนที่ในกลยุทธ์ Migration foraging เนื่องจากทั้งสองกลยุทธ์ของสองวิธีการเป็นกระบวนการปรับปรุงคำตอบแบบ Perturbation หรือเป็นการรบกวนคำตอบให้คำตอบมีการเปลี่ยนแปลงจำนวนมาก อย่างที่เคยกล่าวไปในหัวข้อ 2.2 MAHA – 0.2MF ว่าวิธี AHA original จะมีการปรับปรุงคำตอบแบบ Perturbation จำนวนน้อยมาก จึงได้นำกลยุทธ์ MPA FADs เข้ามาแทนที่ เพราะ MPA FADs จะทำการปรับปรุงแบบ Perturbation ทุกรอบ Iteration และทุกประชากร ภาพ 29 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA original กับ HAHA with MPA FADs



ภาพ 29 แสดงการเปรียบเทียบกระบวนการทำงานของวิธี AHA กับ HAHA – MPA FADs



ภาพ 30 แสดงการเปรียบเทียบการทำ Perturbation ของวิธี AHA กับ HAHA – MPA FADs

จากภาพ 30 เป็นการแสดงจำนวนการทำ Perturbation อย่างที่ได้กล่าวไว้ในข้อ 2.2 MAHA – 0.2MF ว่าวิธีการ AHA original มีการทำกระบวนการปรับปรุงค่าตอบแบบ Perturbation จำนวนน้อยมาก และจะเลือกปรับปรุงเฉพาะนกฮัมมิงเบิร์ดที่หาคำตอบได้แย่ที่สุดเพียงตัวเดียวเท่านั้น

แต่เมื่อทำการผสมผสานออกมาเป็นวิธี HAHA with MPA FADs ในค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ทุกระดับจะทำการปรับค่าตอบถูกรอบ Iteration และทุกประชากร หรือคิดเป็น 2,500 ครั้ง ที่ทำการปรับปรุงคำตอบแบบ Perturbation

#### 4. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของวิธี AHA, MAHA, และ HAHA

การวิเคราะห์ความแปรปรวนเป็นการวิเคราะห์ค่าทางสถิติเพื่อตรวจสอบความแตกต่างของข้อมูลสองชุดว่ามีความแตกต่างกันทางสถิติด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% ของผลลัพธ์ที่ได้จากการกำหนดค่าพารามิเตอร์ให้กับวิธี AHA, MAHA, และ HAHA ในระดับที่แตกต่างกัน โดยมีสมมติฐานหลัก ( $H_0$ ) คือ การกำหนดระดับค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่แตกต่างกันไม่ส่งผลกระทบต่อคำตอบที่ได้ อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติในช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% และสมมติฐานรอง ( $H_1$ ) คือ การกำหนดระดับค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่แตกต่างกันส่งผลกระทบต่อคำตอบที่ได้ อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติในช่วงความเชื่อมั่นที่ 95%

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของวิธี AHA, MAHA, และ HAHA ผ่านกราฟแสดงความลู่เข้า (Convergence graph) เพื่อดูความรวดเร็วในการลู่เข้าหาคำตอบในแต่ละรอบการค้นหาคำตอบ

#### ขั้นตอนการพัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยวิธี AHA

เครื่องมือช่วยจัดตารางการทำงานของแพทย์ในแผนก ICU ด้วยวิธี AHA ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อแก้ปัญหาการจัดช่วงเวลาการทำงานให้กับแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในแผนก ICU ที่ต้องให้บริการ 24/7 ตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้โดยเฉพาะ ทั้งนี้เครื่องมือหรือโปรแกรมดังกล่าวประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก คือ ส่วนนำเข้าข้อมูล (Input phase) ส่วนการประมวลผล (Process phase) และส่วนข้อมูลนำออก หรือส่วนแสดงผล (Output phase) ทั้งนี้ในแต่ละส่วนของเครื่องมือจะถูกควบคุมโดยผู้ใช้งานผ่านทาง Graphic User Interface (GUI) ที่ถูกพัฒนาขึ้นจากฟังก์ชันพัฒนา (Developer) และเขียนคำสั่งการด้วยภาษา Visual Basic for Application (VBA) ในโปรแกรม Microsoft Office Excel

##### 1. ส่วนนำเข้าข้อมูล (Input phase)

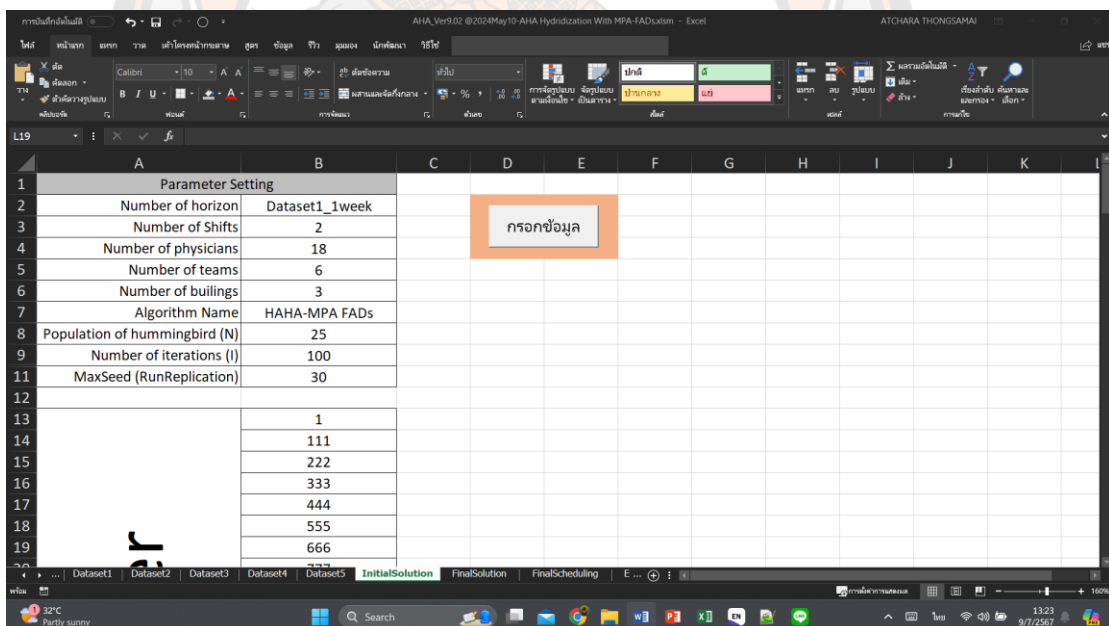
ข้อมูลนำเข้าจะเป็นข้อมูลที่เครื่องมือจำเป็นต้องใช้ในกระบวนการคำนวณ ได้แก่ รอบระยะเวลาวางแผน (Planning horizon: 1 Week, 2 Weeks, 4 Weeks, 8 Weeks และ 12 Weeks) จำนวนช่วงเวลาการทำงาน (Number of shifts) จำนวนแพทย์ (Number of physicians) จำนวนทีมแพทย์ (Number of teams) จำนวนอาคารที่แพทย์ต้องทำงาน (Number of buildings) ขนาดของประชากรหรือจำนวนของนกฮัมมิงเบิร์ด (Number of hummingbirds:  $n$ ) และจำนวนรอบการ



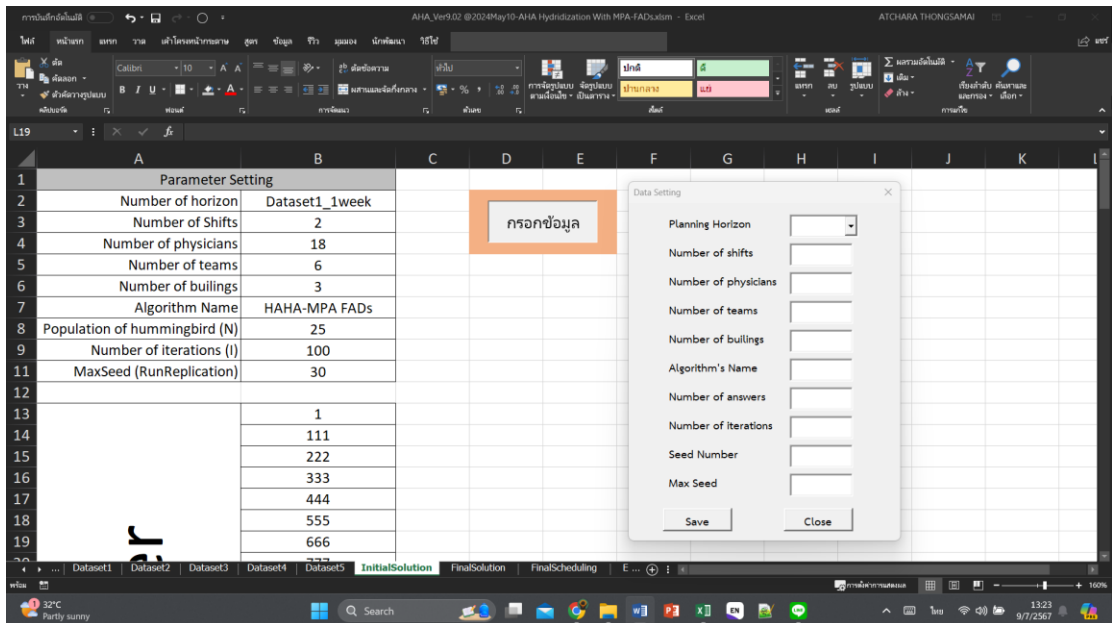
วนซ้ำหาคำตอบ (Number of iterations:  $t$ ) เลขซีด (Seed number) และจำนวนการทดลองซ้ำ (Number of replications) เป็นการทำการทดลองซ้ำโดยใช้หมายเลขสุ่ม (Random seed numbers) ที่แตกต่างกันจำนวน 30 ค่า โดยเครื่องมือจะเก็บรายละเอียดในส่วนของคุณสมบัติที่ถูกใส่เข้ามา ซึ่งฐานข้อมูลดังกล่าวจะถูกบันทึกในแผ่นงาน (Worksheet) ภายใน Microsoft Office Excel ในเครื่องมือได้ดังภาพ 31 และภาพ 32

## 2. ส่วนการประมวลผล (Process phase)

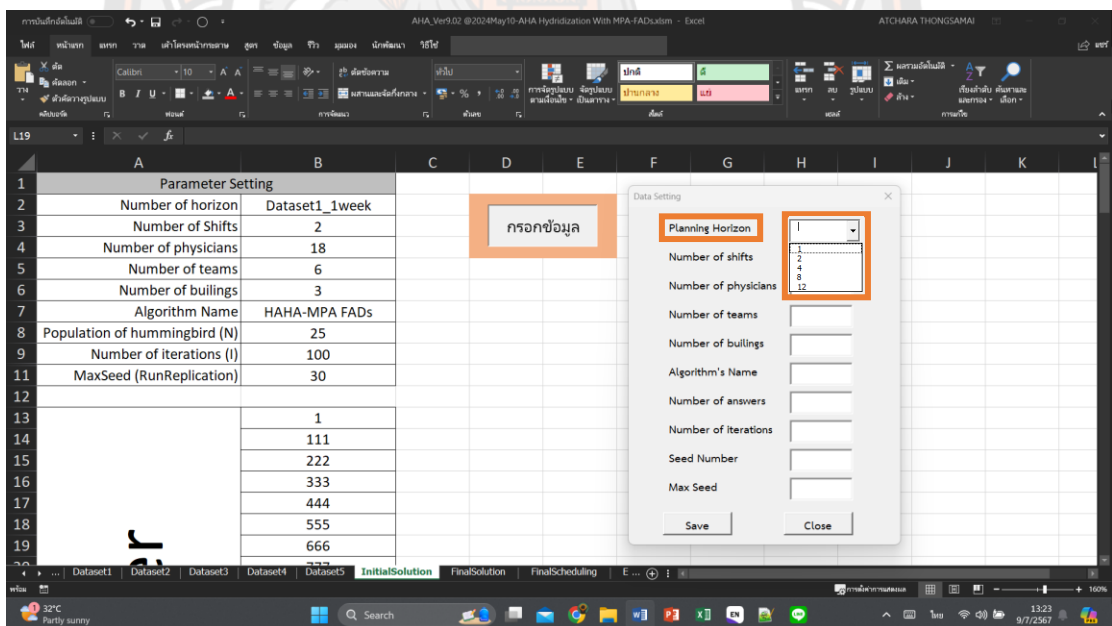
แนวคิดของลักษณะการทำงานในส่วนของการประมวลผลจะเกี่ยวข้องกับกระบวนการจัดช่วงเวลาการทำงานให้กับแพทย์ของเครื่องมือ โดยผู้ใช้ต้องเลือกชุดข้อมูล (Datasets) หรือขนาดของโจทย์ปัญหาที่มีรอบระยะเวลาการวางแผนที่แตกต่างกัน คือ Dataset1 – 1 สัปดาห์, Dataset2 – 2 สัปดาห์, Dataset3 – 4 สัปดาห์, Dataset4 – 8 สัปดาห์, และ Dataset5 – 12 สัปดาห์ ที่ต้องการเพื่อให้เครื่องมือทำการโหลดข้อมูล นำเข้าตามชุดของข้อมูลที่ใช้เลือกเก็บค่าของชุดข้อมูลนั้นไว้คำนวณในขั้นตอนต่อไป ซึ่งขั้นตอนการเลือกชุดข้อมูลนี้จะทำผ่าน Graphic User Interface ดังภาพ 33



ภาพ 31 ภาพหน้าจอเริ่มต้นการเข้าสู่เครื่องมือ



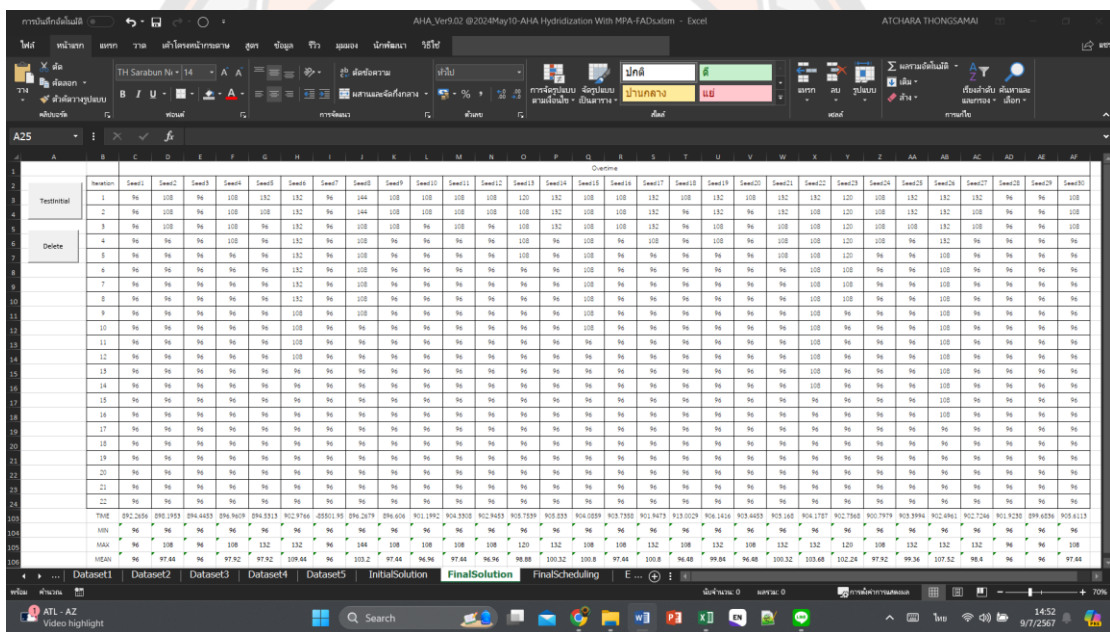
ภาพ 32 User Form เพื่อกรอกข้อมูลที่เกี่ยวข้อง



ภาพ 33 การเลือกชุดข้อมูลผ่าน Graphic User Interface

### 3. ส่วนแสดงผล (Output phase)

ในส่วนของการแสดงผลของเครื่องมือนี้ สามารถจำแนกข้อมูลได้ 2 ประเภท ได้แก่ ผลลัพธ์ในรูปแบบของข้อความ (Text) ซึ่งแสดงค่าคำตอบที่ดีที่สุดในรอบการวนซ้ำหาคำตอบในปัจจุบัน (Best value) ค่าคำตอบที่ดีที่สุดตั้งแต่เริ่มกระบวนการค้นหาคำตอบ (Best so far) เวลาการค้นหาคำตอบในแต่ละการทดลอง (Run time) ค่าคำตอบสูงสุดและค่าต่ำสุด (Max and Min) และค่าเฉลี่ยของคำตอบ (Mean) ในแต่ละรอบการค้นหา และประเภทที่สองการแสดงผลในรูปแบบกราฟฟิคที่แสดงผลการจัดช่วงเวลาการทำงานให้กับแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในแผนก ICU ที่ดีที่สุด โดยสามารถบอกได้ว่าทีมแพทย์แต่ละทีมต้องทำงานในวันใดบ้างและต้องทำงานในช่วงเวลาไหน มีการแสดงวันหยุดของทีมแพทย์และการวิเคราะห์ตารางการทำงานของแพทย์ของเครื่อง แสดงได้ดังภาพ 34 และภาพ 35



ภาพ 34 ตัวอย่างส่วนแสดงผลของคำตอบเริ่มต้น

Day	Building1		Building2		Building3		Team 1	Team 2	Team 3	Team 4	Team 5	Team 6	Team	NSm	Npm	OTm	ULm	NNSm	NDOm
1	2	3	4	3	5	3	1	0	0	0	0	0	1	4	3	0	-12	0	3
2	2	3	4	5	1	2	0	0	3	0	5	0	2	5	3	0	0	0	2
3	2	4	1	6	3	4	0	0	0	4	5	0	3	6	3	0	0	3	2
4	2	4	3	6	1	4	0	0	0	4	5	0	4	4	3	0	-12	1	4
5	2	3	5	3	1	3	0	0	0	4	0	4	5	4	3	0	-12	0	3
6	4	4	4	4	5	4	1	2	3	0	0	0	6	5	3	0	0	3	2
7	3	3	4	3	5	3	1	2	0	4	0	0	Total	28	18	0	-36	7	16

ภาพ 35 ตัวอย่างส่วนแสดงผลของผลการจัดตารางการทำงานของแพทย์



## บทที่ 4

### ผลการวิจัย

ในบทนี้เป็น การอภิปรายผลการวิจัยของ 3 การทดลอง ประกอบด้วย การทดลองที่ 1 การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ การทดลองที่ 2 การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุง การทดลองที่ 3 การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบผสมผสาน และการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ AHA, MAHA, และ HAHA มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### ผลการทดลองที่ 1 การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์

การทดลองนี้ได้พัฒนาเครื่องมือการจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Physician Scheduling Tool: AHPS tool) สำหรับแพทย์ในแผนก ICU วัตถุประสงค์ของการทดลองนี้คือการลดเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด การทำงานในแผนก ICU เป็นการทำงาน 24/7 โดยไม่มีวันหยุดทำการ ฉะนั้นการนับเวลาการทำงานล่วงเวลาถูกกำหนดโดยภาระงานขั้นต่ำหรือชั่วโมงการทำงานขั้นต่ำ การทำงานเกินภาระงานขั้นต่ำจะถูกเรียกว่าการทำงานล่วงเวลา

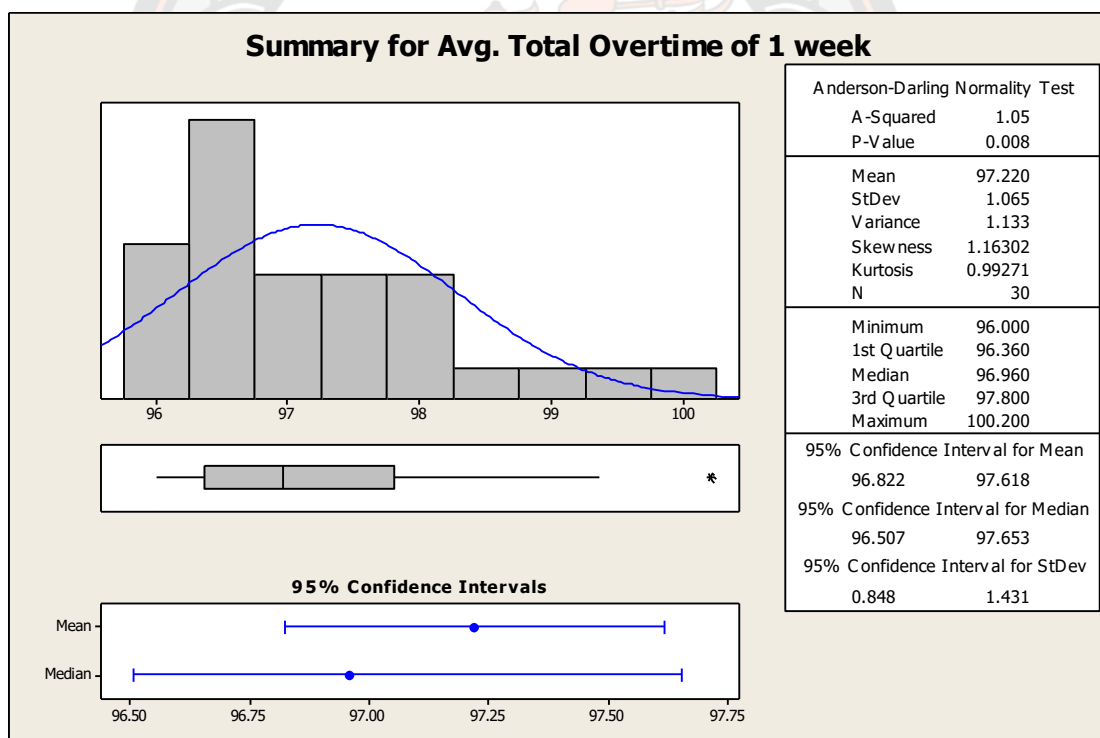
หัวข้อต่อไปเกี่ยวกับการทดสอบการกระจายตัวของผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลอง การตรวจสอบความถูกต้องและการตรวจสอบการใช้งานได้จริงของ AHPS tool การค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์สำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 1. การทดสอบการกระจายตัวของผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองที่ 1

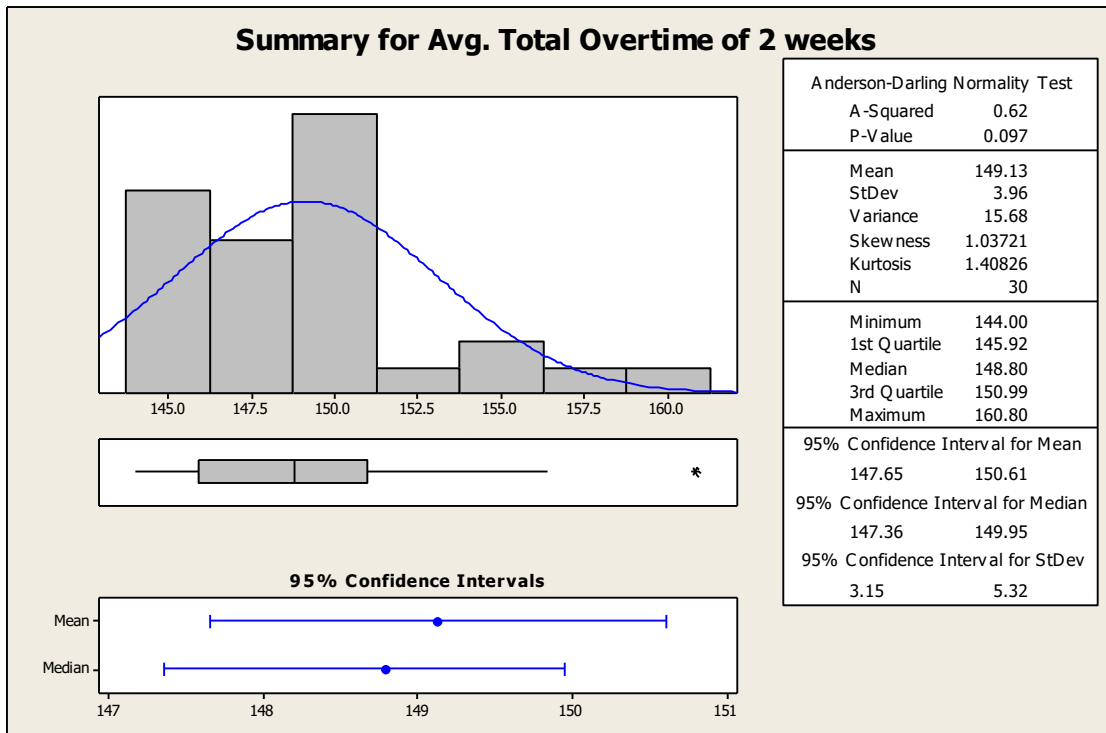
จากการทำการทดสอบการกระจายตัวของผลลัพธ์ของชุดข้อมูลทั้ง 5 ชุด ด้วยการใช้ Graphical Summary ผ่านโปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ โดยใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เนื่องจากเป็นค่าพารามิเตอร์ที่ให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดต่ำที่สุด และทำการทดลองซ้ำ (Replication) 30 ครั้ง พบว่าชุดข้อมูลทั้ง 5 ชุดมีการแจกแจงข้อมูลแบบไม่ปกติ (Non-normal distribution) โดยรายละเอียดกราฟการกระจายตัวของผลลัพธ์และผลการวิเคราะห์การกระจายตัวของข้อมูลทั้ง 5 ชุด แสดงได้ดังภาพ 36 ถึงภาพ 40 เนื่องจากการใช้ Graphical Summary การตรวจสอบข้อมูลที่มีการแจกแจงแบบปกตินั้นต้องมีลักษณะทั้ง 3 ข้อ ดังนี้ 1) ข้อมูลที่แสดงในฮิสโตแกรมต้องมีความสมมาตร ซึ่งจะไม่มีควมเบ้ (Skewness) ของข้อมูลในกราฟ มีการ

กระจายตัว (Spread) ของข้อมูลตลอดช่วงในกราฟ และต้องไม่มีค่าที่ผิดปกติ (Outliers) 2) ค่า Anderson-Darling (A-Squared) ควรมีค่าน้อย แต่ไม่ได้มีการกำหนดว่าต้องมีค่าน้อยเท่าไรถึงจะบ่งบอกว่าข้อมูลที่ทำทดสอบมีการแจกแจงแบบปกติ 3) ค่า *P*-Value ของการทดสอบต้องมีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญ ( $\alpha$ -Level) ที่กำหนดในการทดสอบ

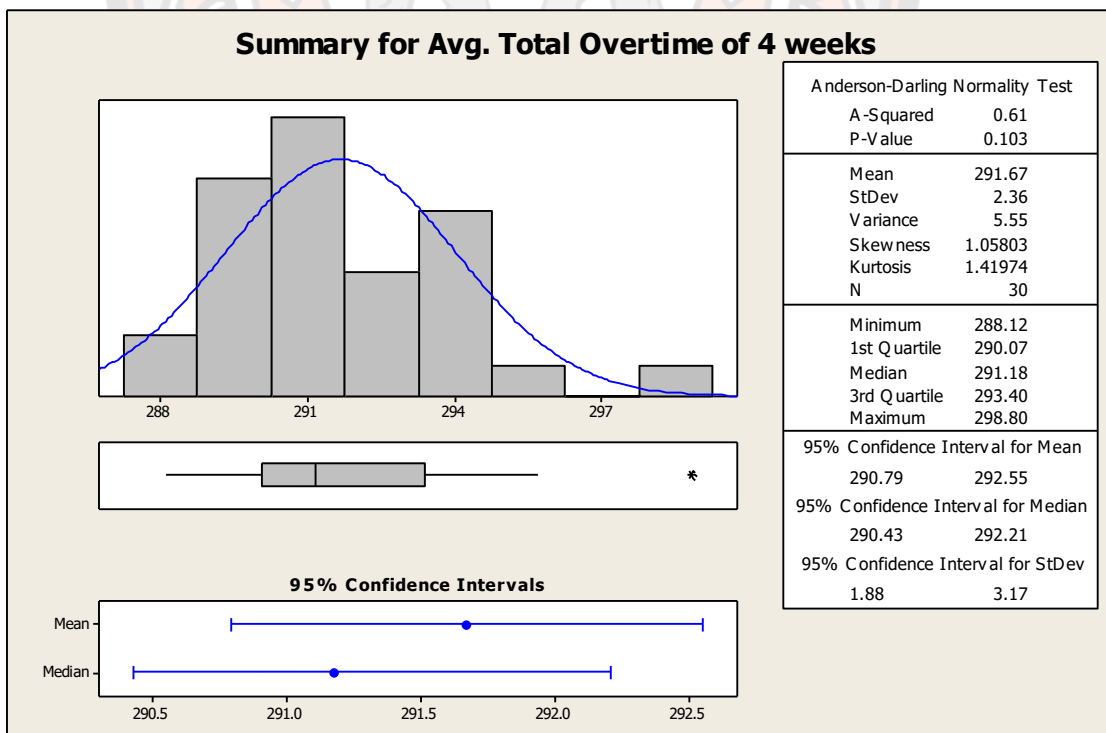
ในการทำการทดสอบการกระจายตัวของผลลัพธ์ของชุดข้อมูลทั้ง 5 ชุด ที่ใช้ร้อยละความเชื่อมั่นเท่ากับ 95 และจากข้อมูลข้างต้นพบว่าค่า *P*-Value ของข้อมูลรอบระยะเวลาการวางแผน 2 สัปดาห์ และ 4 สัปดาห์ ที่แสดงในภาพ 37 และภาพ 38 ตามลำดับ มีค่ามากกว่า 0.05 ( $\alpha$ -Level) แต่กราฟทั้งสองมีลักษณะการเบ้ขวา และในภาพ 38 ข้อมูลในช่วง 297 ไม่มี ซึ่งสรุปได้ว่าข้อมูลรอบระยะเวลาการวางแผน 2 สัปดาห์ และ 4 สัปดาห์ มีการแจกแจงข้อมูลแบบไม่ปกติ (Non-normal distribution) และข้อมูลรอบระยะเวลาการวางแผน 1 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์ มีการแจกแจงข้อมูลแบบไม่ปกติเช่นเดียวกัน



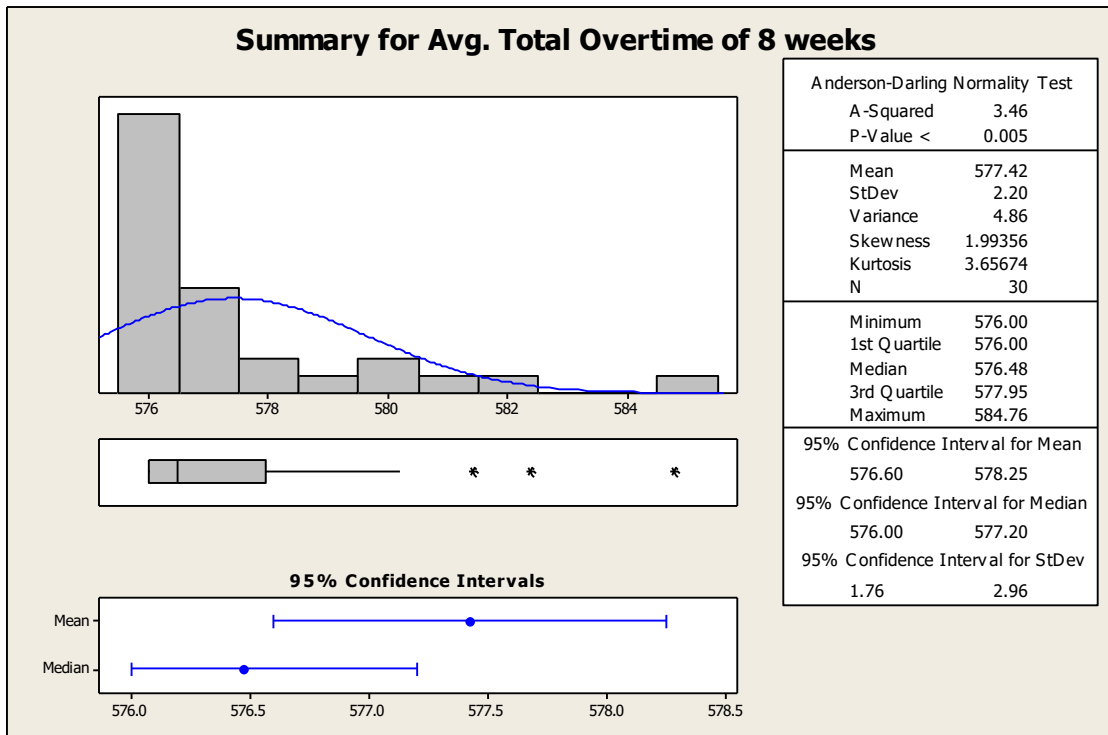
ภาพ 36 ฮีสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาการวางแผน 1 สัปดาห์



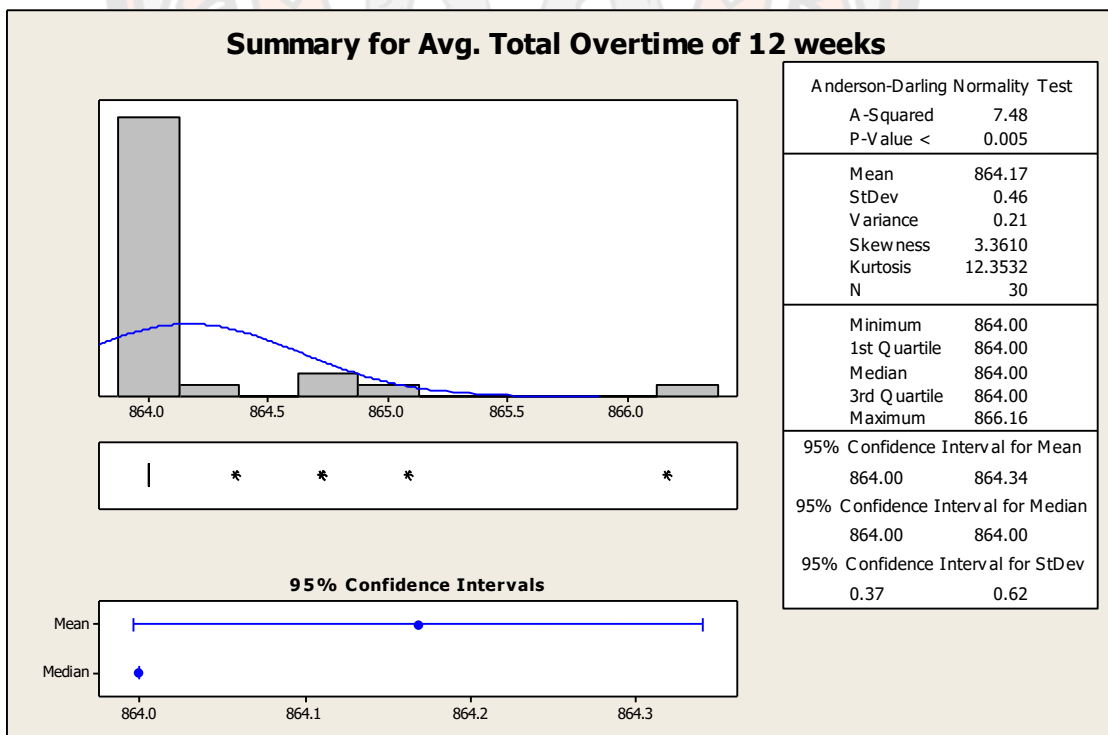
ภาพ 37 ฮิสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาการวางแผน 2 สัปดาห์



ภาพ 38 ฮิสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาการวางแผน 4 สัปดาห์



ภาพ 39 ฮิสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาการวางแผน 8 สัปดาห์



ภาพ 40 ฮิสโตแกรมแสดงผลการกระจายตัวของข้อมูลรอบระยะเวลาการวางแผน 12 สัปดาห์



## 2. การตรวจสอบความถูกต้องของ AHPS tool และการตรวจสอบการใช้งานได้จริงของตัวแบบจำลอง

หลังจากที่ขั้นตอนการพัฒนาเครื่องมือการจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยวิธีนกฮัมมิ่งเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Physician Scheduling Tool: AHPS tool) แล้วเสร็จ ขั้นตอนต่อไปคือการทดลองประมวผลการทำงานของเครื่องมือเพื่อตรวจสอบความถูกต้องในการทำงาน การตรวจสอบความถูกต้องนี้เกี่ยวข้องกับเงื่อนไขข้อบังคับหลักทั่วไป (General hard constraints) ข้อบังคับหลักเฉพาะเจาะจง (Specific hard constraints) และข้อบังคับรอง (Soft constraints) และความถูกต้องในการคำนวณเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ซึ่งสามารถทำได้โดยการนำผลลัพธ์จากการเครื่องมือวาดเป็นตารางการทำงาน

ตาราง 12 แสดงให้เห็นวันทำงานที่ทีมแพทย์ได้รับมอบหมายให้ดูแลในแต่ละอาคาร ซึ่งทั้งหมดเป็นไปตามเงื่อนไขข้อบังคับหลักทั่วไป ข้อบังคับหลักเฉพาะเจาะจง และข้อบังคับรอง รวมถึงจากตาราง 13 การคำนวณเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็นไปได้อย่างถูกต้อง

สำหรับการตรวจสอบการใช้งานได้จริง (Validation) ของตัวแบบจำลองเป็นการเปรียบเทียบผลการจัดตารางที่ได้จากเครื่องมือที่ถูกพัฒนาขึ้น (ตาราง 12) กับผลการจัดตารางจากงานวิจัยก่อนหน้าที่ผ่านการตรวจสอบการใช้งานได้จริงของตัวแบบจำลองมาแล้ว (Hidri et al., 2020) โดยจะตรวจสอบผ่านปัญหาที่มีรอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์ ผลการตรวจสอบยืนยันว่าตัวแบบทั้งสองมีจำนวนทีมแพทย์ 6 ทีม และมีรอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์เท่ากัน ทีมแพทย์แต่ละทีมได้รับมอบหมายให้ทำงานในแต่ละวันที่เป็นไปตามเงื่อนไขข้อบังคับหลักทั่วไป ข้อบังคับหลักเฉพาะเจาะจง และข้อบังคับรองถูกต้อง ดังนั้น เมื่อ AHPS tool สามารถประมวผลได้อย่างถูกต้อง (Verification) และผ่านการตรวจสอบการใช้งานได้จริง (Validation) แล้วจึงทำการค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีนกฮัมมิ่งเบิร์ดประดิษฐ์สำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในแผนก ICU ต่อไป

ตาราง 12 ตารางการทำงานที่ได้จากการประมวลผลของ AHPS tool สำหรับปัญหาที่มีรอบระยะ  
การวางแผน 4 สัปดาห์

Day	Building 1		Building 2		Building 3	
	Day shift	Night shift	Day shift	Night shift	Day shift	Night shift
1	2	3	4	3	5	3
2	2	6	4	6	1	6
3	2	6	1	6	3	6
4	2	6	3	6	1	6
5	2	3	5	3	1	3
6	4	4	6	4	5	4
7	3	3	6	3	5	3
8	1	6	4	6	2	6
9	1	5	3	5	2	5
10	1	2	3	2	6	2
11	1	6	3	6	5	6
12	1	4	2	4	5	4
13	6	6	3	6	5	6
14	2	2	3	2	5	2
15	4	5	3	5	6	5
16	4	2	1	2	6	2
17	4	3	5	3	1	3
18	4	1	6	1	5	1
19	4	6	2	6	5	6
20	1	1	2	1	3	1
21	6	6	2	6	3	6
22	1	3	4	3	5	3
23	1	5	4	5	6	5
24	1	6	3	6	4	6
25	1	5	4	5	3	5
26	1	4	6	4	2	4
27	5	5	3	5	2	5
28	4	4	3	4	2	4

\*คอลัมน์ที่ 1 แสดงข้อมูลวันที่ต้องทำงานโดยตัวหนาแทนวันเสาร์และวันอาทิตย์ ข้อมูลที่อยู่ในคอลัมน์ที่ 2 ถึง 7 เป็นตัวแสดงแทนทีมแพทย์ โดย 1 คือ ทีมแพทย์ที่ 1, 2 คือ ทีมแพทย์ที่ 2, 3 คือ ทีมแพทย์ที่ 3, 4 คือ ทีมแพทย์ที่ 4, 5 คือ ทีมแพทย์ที่ 5, และ 6 คือ ทีมแพทย์ที่ 6

ตาราง 13 การวิเคราะห์ตารางการทำงานที่ได้จากการประมวลผลของ AHPS tool สำหรับ  
ปัญหาที่มีรอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์

Team	Number of physicians (Physicians)	Number of day shifts (Shifts)	Number of night shifts (Shifts)	Total workload (Hours)	Overtime (Hours)	Underload (Hours)	Number of days off (Days)
1	3	19	2	228	60	0	10
2	3	18	3	216	24	0	11
3	3	20	5	240	96	0	9
4	3	18	4	216	24	0	12
5	3	18	5	216	24	0	11
6	3	19	9	228	60	0	11
Total	18	112	28	-	288	0	64

### 3. การค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีนักษัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์สำหรับการจัดตาราง การทำงานของแพทย์

หัวข้อนี้เกี่ยวข้องกับการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีนักษัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์  
สำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในแผนก ICU ให้กับวิธี AHA ซึ่งมีจำนวน 2 ตัว  
ประกอบด้วย จำนวนนักษัมมิงเบิร์ด ( $N$ ) จำนวนรอบการวนซ้ำ ( $I$ )

พารามิเตอร์  $N$  และ  $I$  ถูกรวมเข้าด้วยกัน (Combination) โดยใช้สัญลักษณ์  $N/I$  เพื่อเป็น  
ตัวกำหนดจำนวนคำตอบทั้งหมดในการค้นหา (The amount of search) ยกตัวอย่างเช่น กำหนดให้  
 $N$  มีค่าเท่ากับ 100 และให้  $I$  มีค่าเท่ากับ 25 ดังนั้น จำนวนคำตอบทั้งหมดในการค้นหามีค่าเท่ากับ  
2,500 คำตอบ

เนื่องจากค่าพารามิเตอร์ที่ต้องทำการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีนักษัมมิงเบิร์ด  
ประดิษฐ์สำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในแผนก ICU มีเพียง 1 ตัว คือ  $N/I$  โดยจะกำหนด  
ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ให้แตกต่างกัน 3 ระดับ คือ ระดับสูง (High) ระดับกลาง (Medium)  
และระดับต่ำ (Low) ดังตาราง 14

ตาราง 14 การกำหนดระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  สำหรับวิธี AHA

Parameter	Levels	Values
$N/I$	High	100/25
	Medium	50/50
	Low	25/100

จากตาราง 14 จะเห็นว่า การกำหนดระดับของพารามิเตอร์  $N/I$  แต่ละระดับในลักษณะนี้จะทำให้มีจำนวนคำตอบทั้งหมดในการค้นหาเท่ากับ 2,500 คำตอบต่อหนึ่งรอบการทดลอง การทดลองมีการทำซ้ำ (Replications) เป็นจำนวน 30 ครั้ง ดังนั้นจะมีจำนวนคำตอบทั้งหมดที่ทำการค้นหารวมทั้งสิ้น 75,000 คำตอบต่อค่าพารามิเตอร์ 1 ระดับ ดังนั้น เมื่อทำครบทุกระดับจะมีจำนวนคำตอบทั้งหมดที่ทำการค้นหารวมทั้งสิ้น 225,000 คำตอบต่อโจทย์ต่อวิธี การกำหนดค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในลักษณะนี้เป็นการกำหนดในลักษณะเดียวกันกับงานวิจัยของ Chansombat et al. (2019) และ Sooncharoen et al. (2020)

ตาราง 15 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี AHA แบบดั้งเดิม ในพจน์ของค่าต่ำสุด (Minimum: *Min*) ค่าสูงสุด (Maximum: *Max*) ค่าเฉลี่ย (*Mean*) เพื่อดูแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลางของข้อมูล และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation: *SD*) เพื่อใช้ดูการกระจายและการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลจากแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลาง โดยผลลัพธ์ที่เป็นค่าต่ำสุด (*Min*) จากการทดลองหรือที่เรียกว่า Best-so-far solution ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนาเอียง และสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นเดี่ยว ผลลัพธ์ที่เป็นค่าเฉลี่ย (*Mean*) ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนาและสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นคู่ ในคอลัมสุดท้ายแสดงเวลาเฉลี่ยในการค้นหาคำตอบในหน่วยวินาที

จากตาราง 15 พบว่าการแก้ปัญหาทุกขนาดด้วยวิธี AHA โดยใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ทุกระดับ นั้นสามารถให้ค่าที่ต่ำที่สุด (*Min*) ของทุกปัญหา แต่หากใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 นั้นสามารถให้ค่าเฉลี่ย (*Mean*) ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (*SD*) ที่ต่ำที่สุด และเมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่  $N$  มีค่าสูงจะส่งผลให้เวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบเพิ่มขึ้นไปด้วย

ตาราง 15 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี AHA ของการทดลองที่ 1

Planning horizon (weeks)	N/1	Method				Run time average (Second)
		AHA				
		Min (Hours)	Max (Hours)	Mean (Hours)	SD	
1	100/25	<u>96.00</u>	168.00	100.21	10.90	903.09
	50/50	96.00	168.00	99.38	9.51	232.12
	25/100	96.00	168.00	<u>97.22</u>	5.91	75.53
2	100/25	<u>144.00</u>	288.00	159.39	20.60	628.93
	50/50	144.00	276.00	154.13	16.97	181.93
	25/100	144.00	288.00	<u>149.13</u>	12.61	67.32
4	100/25	<u>288.00</u>	492.00	298.48	22.11	626.16
	50/50	288.00	444.00	292.84	12.76	224.46
	25/100	288.00	444.00	<u>291.67</u>	11.29	97.92
8	100/25	<u>576.00</u>	816.00	580.14	16.89	987.05
	50/50	576.00	708.00	577.83	9.77	386.29
	25/100	576.00	744.00	<u>577.42</u>	8.19	177.63
12	100/25	<u>864.00</u>	1008.00	865.58	10.64	1464.60
	50/50	864.00	1152.00	864.46	8.25	622.14
	25/100	864.00	936.00	<u>864.17</u>	2.78	287.04

### ผลการทดลองที่ 2 การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุง

การทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อปรับปรุงวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ให้มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบเพิ่มขึ้น โดยได้ทำการปรับปรุง 2 วิธี ได้แก่ วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุง โดยการใช้ Inversion Migration Foraging (MAHA-IMF) และวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุง โดยการเพิ่มจำนวนการทำ Migration Foraging (MAHA-0.2MF) โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

## 1. การจัดตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกอพยพย้ายถิ่นแบบปรับปรุง โดยใช้ Inversion Migration Foraging (MAHA-IMF)

การปรับปรุงวิธีนกอพยพย้ายถิ่นแบบปรับปรุงที่ 1 เป็นการปรับปรุงในการหาอาหารเมื่อมีการอพยพย้ายถิ่นที่อยู่อาศัย (Migration foraging:  $M$ ) ซึ่งกระบวนการนี้จะเกิดขึ้นเมื่อ  $M = 2n$  โดย  $n$  คือ Population โดยจะเลือกนกอพยพย้ายถิ่น (ประชากร) ที่หาค่าตอบได้แย่ที่สุดมาเพียงหนึ่งตัวเพื่อทำการปรับปรุงค่าตอบ จากเดิมที่ใช้การสุ่มสลับในการปรับปรุงค่าตอบของนกอพยพย้ายถิ่นตัวที่แย่ที่สุด เนื่องจากวิธีการเดิมเป็นการสุ่มจึงให้จำนวนรอบการสลับไม่คงที่ จึงได้เปลี่ยนมาใช้วิธี Inversion migration foraging ทำโดยในหนึ่งวันจะเลือกตำแหน่งที่ติดกันมา 4 ตำแหน่ง คือ ตำแหน่งที่ Building 1-Night shift, Building 2-Day shift, Building 2-Night shift, และ Building 3-Day shift แล้วเรียงใหม่จากซ้ายไปขวา

ตาราง 16 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี MAHA-IMF ในพจน์ของค่าต่ำสุด (Minimum:  $Min$ ) ค่าสูงสุด (Maximum:  $Max$ ) ค่าเฉลี่ย ( $Mean$ ) เพื่อดูแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลางของข้อมูล และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation:  $SD$ ) เพื่อใช้ดูการกระจายและการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลจากแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลาง โดยผลลัพธ์ที่เป็นค่าต่ำสุด ( $Min$ ) จากการทดลองหรือที่เรียกว่า Best-so-far solution ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนา เอียง และสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นเดี่ยว ผลลัพธ์ที่เป็นค่าเฉลี่ย ( $Mean$ ) ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนาและสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นคู่ ในคอลัมสุดท้ายแสดงผลเวลาเฉลี่ยในการค้นหาค่าตอบ

จากตาราง 16 พบว่าการแก้ปัญหาทุกขนาดด้วยวิธี MAHA-IMF โดยใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ทุกระดับ นั้นสามารถให้ค่าที่ต่ำที่สุด ( $Min$ ) ของทุกปัญหา แต่หากใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 นั้นสามารถให้ค่าเฉลี่ย ( $Mean$ ) ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $SD$ ) ที่ต่ำที่สุด และเมื่อใช้  $N$  สูงจะแปรผันตรงกับเวลาที่ใช้ในการค้นหาค่าตอบ

ตาราง 16 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี MAHA-IMF ของการทดลองที่ 2

Planning horizon (weeks)	$N/I$	Method				Run time average (Second)
		MAHA-IMF				
		$Min$ (Hours)	$Max$ (Hours)	$Mean$ (Hours)	$SD$	
1	100/25	<b><u>96.00</u></b>	168.00	100.48	11.03	435.63
	50/50	96.00	168.00	98.43	8.06	220.66
	25/100	96.00	156.00	<b><u>97.32</u></b>	5.91	81.79

ตาราง 16 (ต่อ)

Planning horizon (weeks)	N/I	Method				Run time average (Second)
		MAHA-IMF				
		Min (Hours)	Max (Hours)	Mean (Hours)	SD	
2	100/25	<b>144.00</b>	288.00	159.39	20.60	616.44
	50/50	144.00	264.00	153.57	17.07	181.54
	25/100	144.00	288.00	<b>149.15</b>	13.48	57.03
4	100/25	<b>288.00</b>	492.00	298.48	22.11	774.31
	50/50	288.00	444.00	292.86	12.20	263.25
	25/100	288.00	444.00	<b>290.90</b>	10.83	95.98
8	100/25	<b>576.00</b>	816.00	580.14	16.89	843.46
	50/50	576.00	708.00	577.48	8.73	337.78
	25/100	576.00	744.00	<b>577.06</b>	7.72	202.25
12	100/25	<b>864.00</b>	1008.00	865.58	10.64	1120.40
	50/50	864.00	1152.00	864.46	8.25	478.28
	25/100	864.00	936.00	<b>864.17</b>	2.78	226.03

## 2. การจัดการตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกอพยพย้ายถิ่นแบบปรับปรุง โดยการเพิ่มจำนวนการทำ Migration foraging (MAHA-0.2MF)

การปรับปรุงวิธีนกอพยพย้ายถิ่นแบบที่ 2 เป็นการปรับปรุงในการหาอาหารเมื่อมีการอพยพย้ายถิ่นที่อยู่อาศัย (Migration foraging:  $M$ ) ซึ่งกระบวนการนี้จะเกิดขึ้นเมื่อ  $M = 2n$  โดย  $n$  คือ Population โดยจะเลือกนกอพยพย้ายถิ่น (ประชากร) ที่หาค่าตอบได้แก่ที่สุ่มมาเพียงหนึ่งตัวเพื่อทำการปรับปรุงคำตอบ จะเห็นได้ว่าจำนวนการทำกระบวนการหาอาหารเมื่อมีการอพยพย้ายถิ่นที่อยู่อาศัยน้อยมาก ในงานนี้ใช้  $N/I$  เท่ากับ 100/25, 50/50, และ 25/100 จะพบว่า  $N/I$  เท่ากับ 100/25, 50/50 จะไม่มีการทำกระบวนการหาอาหารเมื่อมีการอพยพย้ายถิ่นที่อยู่อาศัย และ  $N/I$  เท่ากับ 25/100 จะทำแค่สองครั้ง คือ รอบการวนซ้ำ (Iteration:  $t$ ) ที่  $t = 50$  และ  $t = 100$  ดังนั้นจึงได้ปรับเป็น  $M = 0.2n$  เพื่อให้ทำกระบวนการหาอาหารเมื่อมีการอพยพย้ายถิ่นที่อยู่อาศัยมากขึ้น โดยเมื่อปรับแล้ว  $N/I$  เท่ากับ 100/25, 50/50, และ 25/100 จะมีจำนวนการทำเท่ากับ 1, 5, และ 20 ครั้ง ตามลำดับ

ตาราง 17 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี MAHA-0.2MF ในพจน์ของค่าต่ำสุด (Minimum:  $Min$ ) ค่าสูงสุด (Maximum:  $Max$ ) ค่าเฉลี่ย ( $Mean$ ) เพื่อดู

แนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลางของข้อมูล และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation: *SD*) เพื่อใช้ดูการกระจายและการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลจากแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลาง โดยผลลัพธ์ที่เป็นค่าต่ำสุด (*Min*) จากการทดลองหรือที่เรียกว่า Best-so-far solution ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนา เอียง และสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นเดี่ยว ผลลัพธ์ที่เป็นค่าเฉลี่ย (*Mean*) ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนา และสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นคู่ ในคอลัมสุดท้ายแสดงผลเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการค้นหาคำตอบ โดยมีหน่วยเวลาเป็นวินาที

จากตาราง 17 พบว่าการแก้ปัญหาทุกขนาดด้วยวิธี MAHA-0.2MF โดยใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์ *N/I* ที่ทุกระดับ นั้นสามารถให้ค่าที่ต่ำที่สุด (*Min*) ของทุกปัญหา แต่หากใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์ *N/I* ที่ 25/100 นั้นสามารถให้ค่าเฉลี่ย (*Mean*) ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (*SD*) ที่ต่ำที่สุด และถ้าใช้ *N* ที่มีระดับสูงจะส่งผลให้เวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบเพิ่มขึ้นตามไปด้วย

ตาราง 17 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี MAHA-0.2MF ของการทดลองที่ 2

Planning horizon (weeks)	<i>N/I</i>	Method				Run time average (Second)
		MAHA-0.2MF				
		<i>Min</i> (Hours)	<i>Max</i> (Hours)	<i>Mean</i> (Hours)	<i>SD</i>	
1	100/25	<b><u>96.00</u></b>	168.00	99.86	10.06	532.15
	50/50	96.00	168.00	98.46	8.31	239.13
	25/100	96.00	156.00	<b><u>97.36</u></b>	5.77	80.82
2	100/25	<b><u>144.00</u></b>	300.00	158.69	20.96	621.73
	50/50	144.00	264.00	151.08	15.08	183.46
	25/100	144.00	288.00	<b><u>148.39</u></b>	12.55	68.75
4	100/25	<b><u>288.00</u></b>	492.00	298.80	20.47	771.29
	50/50	288.00	444.00	293.92	13.03	263.17
	25/100	288.00	444.00	<b><u>291.58</u></b>	11.34	110.55
8	100/25	<b><u>576.00</u></b>	816.00	580.11	16.21	838.88
	50/50	576.00	696.00	577.65	8.87	335.22
	25/100	576.00	744.00	<b><u>576.99</u></b>	7.42	156.75
12	100/25	<b><u>864.00</u></b>	1008.00	865.44	10.42	1297.97
	50/50	864.00	1152.00	864.46	8.25	542.15
	25/100	864.00	936.00	<b><u>864.18</u></b>	2.86	258.17



### ผลการทดลองที่ 3 การจัดการตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบผสมผสาน

การทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อผสมผสานวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์กับวิธีนักล่าแห่งท้องทะเล (Marine Predators Algorithm: MPA) เพื่อให้มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบเพิ่มขึ้น โดยได้ทำการผสมผสาน 2 วิธี ได้แก่ วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบผสมผสานกับวิธีนักล่าแห่งท้องทะเล โดยประยุกต์ใช้ระยะที่ 3 ของวิธี MPA ที่เป็น High exploitation (HAHA with MPA high exploitation) และวิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบผสมผสานกับวิธีนักล่าแห่งท้องทะเล โดยประยุกต์ใช้ Fish Aggregating Devices (HAHA with MPA FADs) โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 1. การจัดการตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบผสมผสานกับวิธีนักล่าแห่งท้องทะเล โดยประยุกต์ใช้ระยะที่ 3 ของวิธี MPA ที่เป็น High exploitation (HAHA with MPA high exploitation)

วิธีนักล่าแห่งท้องทะเล (Marine Predators Algorithm: MPA) ถูกเผยแพร่โดย Faramarzi et al. (2020) เป็นเมตาฮิวริสติกส์ที่ได้รับแรงบันดาลใจจากธรรมชาติ ที่ประยุกต์ใช้กลยุทธ์การหาอาหารของสัตว์ในมหาสมุทร ซึ่งมีกลยุทธ์การหาอาหารอย่างกว้างขวางโดยใช้การเคลื่อนที่แบบ Levy และ Brownian นอกจากนี้ยังแบ่งสัตว์ในมหาสมุทรเป็นผู้ล่า (Elite) และเหยื่อ (Prey) ขั้นตอนการทำงานอย่างง่ายของ MPA แบ่งออกเป็น 3 ระยะ ซึ่งขึ้นอยู่กับรอบการวนซ้ำ (Iteration:  $t$ ) ดังนี้

ระยะที่ 1 จะทำในรอบการวนซ้ำที่  $t < t_{max}/3$  ในระยะแรกนี้เหยื่อจะเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ส่วนผู้ล่าจะเคลื่อนที่ด้วยความเร็วที่ช้ากว่าเหยื่อ โดยผู้ล่าจะเคลื่อนแบบ Brownian และเหยื่อจะเคลื่อนที่หนี ซึ่งเป็นการปรับปรุงคำตอบแบบ Exploration

ระยะที่ 2 จะทำในรอบการวนซ้ำที่  $t_{max}/3 < t < 2t_{max}/3$  .ในระยะที่สองนี้เหยื่อและผู้ล่าจะเคลื่อนที่ด้วยความเร็วใกล้เคียงกัน คำตอบที่ได้จากระยะแรกจะถูกเรียงลำดับจากค่าคำตอบที่ดีที่สุดไปยังค่าคำตอบที่แย่ที่สุด จากนั้นจะแบ่งนักล่าในมหาสมุทรออกเป็นสองกลุ่ม ได้แก่ ผู้ล่า (Elite) และเหยื่อ (Prey) โดยคำตอบที่ดีที่สุดจากจำนวนประชากรครั้งแรกจะถูกแบ่งให้อยู่ในกลุ่มของผู้ล่า และครั้งที่เหลือเป็นคำตอบที่แย่จะจัดอยู่ในกลุ่มของเหยื่อ ซึ่งการปรับปรุงคำตอบของทั้งสองกลุ่มจะแตกต่างกัน กลุ่มเหยื่อจะถูกปรับปรุงคำตอบโดยใช้การเคลื่อนที่แบบ Levy ซึ่งเป็นการปรับปรุงคำตอบแบบ Exploitation และกลุ่มของผู้ล่าจะถูกปรับปรุงคำตอบโดยใช้การเคลื่อนที่แบบ Brownian ซึ่งเป็นการปรับปรุงคำตอบแบบ Exploration

ระยะที่ 3 จะทำในรอบการวนซ้ำที่  $t > 2t_{max}/3$ . ในระยะที่สามนี้ผู้ล่าจะเคลื่อนที่ด้วยความเร็วที่มากกว่าเหยื่อ โดยใช้การเคลื่อนที่แบบ Levy ซึ่งระยะนี้เป็นการค้นหาคำตอบแบบ High exploitation

นอกจากนี้ขั้นตอนการทำงานของ MPA ยังมีกระบวนการรบกวนคำตอบ (Perturb) ซึ่งจะทำการปรับปรุงทุก ๆ คำตอบ และทำทุก ๆ รอบการวนซ้ำ ที่มาจากการเรียนแบบปัญหาสิ่งแวดล้อมในมหาสมุทร คือ กระแสน้ำวน (Eddy Formation) และการเข้าไปติดในเครื่องมือประมง (Fish Aggregating Devices: FADs) ซึ่งเป็นอวนล่อจับ ที่ใช้สิ่งของลอยน้ำต่าง ๆ เพื่อดึงดูดปลาเล็กให้มาอาศัยรวมงา จากนั้นปลาใหญ่จะเข้ามากินปลาเล็กที่รวมตัวกันอยู่ การปรับปรุงคำตอบในส่วนนี้จะมี 2 วิธี โดยกำหนดค่า  $FADs = 0.2$  หากค่าสุ่มน้อยกว่าเท่ากับ FADs จะทำการปรับปรุงตัวเองโดยไม่มีการใช้ประโยชน์จากคำตอบที่ดี หากค่าสุ่มมากกว่า FADs จะทำการปรับปรุงโดยใช้คำตอบของเหยื่อตัวอื่นเข้ามาปรับปรุงตัวเอง

การผสมผสานวิธีนกฮัมมิ่งเบิร์ดประดิษฐ์กับวิธีนักล่าแห่งท้องทะเลแบบที่ 1 เป็นการประยุกต์ใช้จากระยะที่ 3 ของ MPA เป็นการค้นหาคำตอบแบบ High exploitation จึงนำมาประยุกต์ใช้ใน AHA ในส่วนของการหาอาหารแบบมีผู้แนะนำ (Guided foraging) ซึ่งเป็นการค้นหาคำตอบแบบ Exploitation

ตาราง 18 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี HAHA with MPA high exploitation ในพจน์ของค่าต่ำสุด (Minimum: *Min*) ค่าสูงสุด (Maximum: *Max*) ค่าเฉลี่ย (*Mean*) เพื่อดูแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลางของข้อมูล และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation: *SD*) เพื่อใช้ดูการกระจายและการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลจากแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลาง โดยผลลัพธ์ที่เป็นค่าต่ำสุด (*Min*) จากการทดลองหรือที่เรียกว่า Best-so-far solution ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนา เอียง และสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นเดี่ยว ผลลัพธ์ที่เป็นค่าเฉลี่ย (*Mean*) ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนาและสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นคู่ ในคอลัมสุดท้ายแสดงเวลาเฉลี่ยในการค้นหาคำตอบ โดยเวลาเฉลี่ยนี้มีหน่วยเป็นวินาที

จากตาราง 18 พบว่าการแก้ปัญหาทุกขนาดด้วยวิธี HAHA with MPA high exploitation โดยใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ทุกระดับ นั้นสามารถให้ค่าที่ต่ำที่สุด (*Min*) ของทุกปัญหา แต่หากใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 นั้นสามารถให้ค่าเฉลี่ย (*Mean*) ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (*SD*) ที่ต่ำที่สุด และเมื่อใช้  $N$  ที่มีค่ามากจะส่งผลให้เวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบเพิ่มขึ้นตามไปด้วย หรือค่าพารามิเตอร์  $N$  แปรผันตรงกับเวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบ

ตาราง 18 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี HAHA with MPA high exploitation ของการทดลองที่ 3

Planning horizon (weeks)	N/I	Method				Run time average (Second)
		HAHA with MPA high exploitation				
		Min (Hours)	Max (Hours)	Mean (Hours)	SD	
1	100/25	<u>96.00</u>	168.00	100.94	9.91	924.11
	50/50	96.00	168.00	99.22	8.77	244.48
	25/100	96.00	168.00	<u>97.44</u>	6.79	77.49
2	100/25	<u>144.00</u>	264.00	162.22	19.93	618.23
	50/50	144.00	276.00	154.58	17.33	183.34
	25/100	144.00	288.00	<u>150.43</u>	13.80	67.90
4	100/25	<u>288.00</u>	492.00	301.62	21.31	673.03
	50/50	288.00	444.00	294.95	12.52	227.24
	25/100	288.00	444.00	<u>291.54</u>	10.73	85.71
8	100/25	<u>576.00</u>	816.00	580.85	18.43	843.67
	50/50	576.00	816.00	578.31	12.63	338.35
	25/100	576.00	744.00	<u>577.02</u>	6.67	206.27
12	100/25	<u>864.00</u>	1008.00	865.54	11.05	1474.62
	50/50	864.00	1152.00	864.98	9.65	544.95
	25/100	864.00	936.00	<u>864.24</u>	3.47	315.44

## 2. การจัดการตารางการทำงานของแพทย์โดยใช้วิธีนักรวมมิงเบิร์ตประดิษฐ์แบบผสมผสานกับวิธีนักรวมมิงเบิร์ตประดิษฐ์โดยใช้ Fish Aggregating Devices (HAHA with MPA FADs)

การผสมผสานวิธีนักรวมมิงเบิร์ตประดิษฐ์กับวิธีนักรวมมิงเบิร์ตประดิษฐ์แบบที่ 2 เป็นการประยุกต์ใช้กระแสน้ำวน (Eddy Formation) และการเข้าไปติดในเครื่องมือประมง (Fish Aggregating Devices: FADs) ของ MPA เนื่องจาก AHA จะทำการรบกวนคำตอบ (Perturb) จำนวนน้อย จึงได้ใช้ FADs Effect ของ MPA มาประยุกต์ใช้ ส่งผลให้การรบกวนคำตอบเพิ่มขึ้นเป็นจำนวนมาก

ตาราง 19 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี HAHA with MPA FADs ในพจน์ของค่าต่ำสุด (Minimum: *Min*) ค่าสูงสุด (Maximum: *Max*) ค่าเฉลี่ย

(Mean) เพื่อดูแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลางของข้อมูล และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation: *SD*) เพื่อใช้ดูการกระจายและการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลจากแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลาง โดยผลลัพธ์ที่เป็นค่าต่ำสุด (*Min*) จากการทดลองหรือที่เรียกว่า Best-so-far solution ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนา เอียง และสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นเดี่ยว ผลลัพธ์ที่เป็นค่าเฉลี่ย (*Mean*) ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนาและสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นคู่

จากตาราง 19 พบว่าการแก้ปัญหาทุกขนาดด้วยวิธี HAHA with MPA FADs โดยใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์ *N/I* ที่ทุกระดับ นั้นสามารถให้ค่าที่ต่ำที่สุด (*Min*) ของทุกปัญหา แต่หากใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์ *N/I* ที่ 25/100 นั้นสามารถให้ค่าเฉลี่ย (*Mean*) และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (*SD*) ที่ต่ำที่สุด

ตาราง 19 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี HAHA with MPA FADs ของการทดลองที่ 3

Planning horizon (weeks)	<i>N/I</i>	Method				Run time average (Second)
		HAHA with MPA FADs				
		<i>Min</i> (Hours)	<i>Max</i> (Hours)	<i>Mean</i> (Hours)	<i>SD</i>	
1	100/25	<b><u>96.00</u></b>	144.00	99.09	8.10	901.77
	50/50	96.00	144.00	97.18	5.45	227.57
	25/100	96.00	144.00	<b><u>96.63</u></b>	3.95	83.65
2	100/25	<b><u>144.00</u></b>	300.00	155.49	19.99	624.34
	50/50	144.00	264.00	148.89	11.62	185.42
	25/100	144.00	288.00	<b><u>147.19</u></b>	9.74	70.42
4	100/25	<b><u>288.00</u></b>	384.00	294.93	11.28	794.98
	50/50	288.00	444.00	291.80	10.56	274.53
	25/100	288.00	420.00	<b><u>289.84</u></b>	7.30	116.76
8	100/25	<b><u>576.00</u></b>	672.00	578.02	10.11	872.46
	50/50	576.00	696.00	576.88	6.97	351.31
	25/100	576.00	744.00	<b><u>576.53</u></b>	5.71	166.15
12	100/25	<b><u>864.00</u></b>	936.00	864.82	5.67	1324.69
	50/50	864.00	936.00	864.31	3.59	562.72
	25/100	864.00	936.00	<b><u>864.06</u></b>	1.74	273.40

### การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ AHA, MAHA, และ HAHA

หัวข้อนี้จะทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้ง 5 วิธี ได้แก่ AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs ซึ่งจากการทดลองที่ 1, 2, และ 3 ได้ทำการรวบรวมคำตอบของทุกวิธีเข้าด้วยกันแสดงดังตาราง 20 เพื่อให้ง่ายต่อการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ตารางนี้แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs ในพจน์ของค่าต่ำสุด (Minimum: *Min*) ค่าสูงสุด (Maximum: *Max*) ค่าเฉลี่ย (*Mean*) เพื่อดูแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลางของข้อมูล และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation: *SD*) เพื่อใช้ดูการกระจายและการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลจากแนวโน้มเข้าสู่ศูนย์กลาง โดยผลลัพธ์ที่เป็นค่าต่ำสุด (*Min*) จากการทดลองหรือที่เรียกว่า Best-so-far solution ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนาเอียง และสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นเดี่ยว ผลลัพธ์ที่เป็นค่าเฉลี่ย (*Mean*) ถูกแสดงโดยใช้ตัวอักษรแบบหนาและสัญลักษณ์ขีดเส้นใต้แบบเส้นคู่

จากการตรวจสอบผลการทดลองเบื้องต้นพบว่าในบางกรณีค่าเฉลี่ยที่ดีที่สุดที่ได้จากระดับพารามิเตอร์ *N/I* ตามที่ระบุไว้ข้างต้นกับค่าเฉลี่ยที่ได้จากการใช้ระดับพารามิเตอร์ *N/I* อื่น ๆ นั้นมีค่าแตกต่างกันไม่มาก ยกตัวอย่างเช่น การแก้ปัญหาการวางแผน 1 สัปดาห์ ด้วยวิธี AHA โดยใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์ *N/I* ที่ 100/25, 50/50, และ 25/100 มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 100.21, 99.38, และ 97.22 ตามลำดับ ซึ่งอาจเป็นไปได้ว่าค่าเฉลี่ยทั้ง 3 อาจไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งว่าคำตอบที่ได้จากการเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์ *N/I* ระดับใดระดับหนึ่งในโจทย์ข้อนั้นสามารถให้ค่าของคำตอบที่ไม่มีความแตกต่างกันทางสถิติได้ ด้วยเหตุนี้ผลลัพธ์จากตาราง 20 จึงถูกนำไปวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of variance: ANOVA) ในลำดับต่อไป

ตาราง 21 ได้มีการแสดงผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of variance: ANOVA) ด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% ในตารางแสดงข้อมูลที่เกี่ยวข้องดังต่อไปนี้

1. แหล่งที่มาของความผันแปร (Source of variation: *SOV*) ซึ่งประกอบด้วยค่าพารามิเตอร์ *N/I* ค่าความคลาดเคลื่อน (*Error*) และผลรวม (*Total*) ของค่าทั้งสองข้างต้น
2. ระดับแห่งความเป็นอิสระ (Degrees of Freedom: *DF*) ซึ่งเป็นค่าที่ใช้ชดเชยความผิดพลาดของกลุ่มตัวอย่าง เมื่อนำมาใช้เป็นตัวหารเพื่อคำนวณหาค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
3. ผลรวมของค่าเบี่ยงเบนยกกำลังสอง (Sum of Squares: *SS*) ที่ถูกนำไปใช้ในขั้นตอนการหาความแปรปรวนรวม ความแปรปรวนระหว่างกลุ่มและความแปรปรวนภายในกลุ่ม

4. ค่าเฉลี่ยของค่ากำลังสอง (Mean Squares:  $MS$ ) โดยมาจากการนำค่า  $SS$  หารด้วย  $DF$

5. ค่าสถิติ  $F$  ที่ได้จากการนำ  $MS_{N/I}$  หารด้วย  $MS_{Error}$  โดยนำมาใช้เปรียบเทียบความแปรปรวนของปัจจัยการทดลองว่าจะยอมรับหรือปฏิเสธสมมติฐานหลัก ( $H_0$ )

การวิเคราะห์ ANOVA ในงานวิจัยนี้ใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ Minitab เข้ามาช่วยในการวิเคราะห์ โดยโปรแกรมสำเร็จรูปดังกล่าวสามารถระบุค่าสถิติ  $P$  ( $P$ -Value) มาให้เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบที่จะยอมรับหรือปฏิเสธสมมติฐานหลัก ( $H_0$ ) และจากการกำหนดช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% หรือที่ค่าระดับนัยสำคัญ ( $\alpha$ -Level) เท่ากับ 0.05 หากค่า  $P$  จากการคำนวณได้ค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.05 ต้องปฏิเสธสมมติฐานหลัก ( $H_0$ ) กล่าวคือ การเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่แตกต่างกันส่งผลให้ค่าคำตอบที่ได้จากการทดลองแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ในช่วงความเชื่อมั่น 95% ในตาราง 21 แสดงค่าสถิติ  $P$  ที่มีนัยสำคัญทางสถิติด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% ( $P$ -Value  $\leq$  0.05) ของปัญหาทุกขนาดด้วยวิธี AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs

ภาพ 41 ประกอบด้วยภาพย่อย a-1 ถึง e-5 แสดงกราฟผลกระทบหลัก (Main effect plot) ของพารามิเตอร์  $N/I$  โดยใช้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด การวิเคราะห์ผลจากกราฟผลกระทบหลักนี้ใช้ในการระบุถึงค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด ในกรณีที่มีค่าเฉลี่ยของคำตอบไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติในช่วงความเชื่อมั่นที่กำหนด เช่น คำตอบที่ได้จากการกำหนดค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่แตกต่างกันของวิธี HAHA with MPA high exploitation เพื่อแก้ปัญหาที่มีรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์ นั้นไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติในช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% แต่อย่างไรก็ตาม การกำหนดค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับต่ำที่ 25/100 นั้นสามารถให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่ต่ำที่สุดและให้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับการกำหนดค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ระดับอื่น ๆ

ก่อนหน้านี้ได้ทำการทดสอบการกระจายตัวของผลลัพธ์และสรุปว่าข้อมูลมีการแจกแจงแบบไม่ปกติ (Non-normal distribution) ซึ่งไม่สามารถใช้การวิเคราะห์สถิติแบบพารามेटริก (Parametric statistics) กับข้อมูลที่มีการแจกแจงแบบไม่ปกติได้ แต่เนื่องจากการวิเคราะห์สถิติแบบพารามेटริกให้กำลังการทดสอบ (Power of the test) ที่สูงกว่าการวิเคราะห์สถิติแบบนอนพารามेटริก (Non-parametric statistics) ในงานวิจัยนี้จึงใช้การวิเคราะห์สถิติแบบพารามेटริกเพื่อการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น

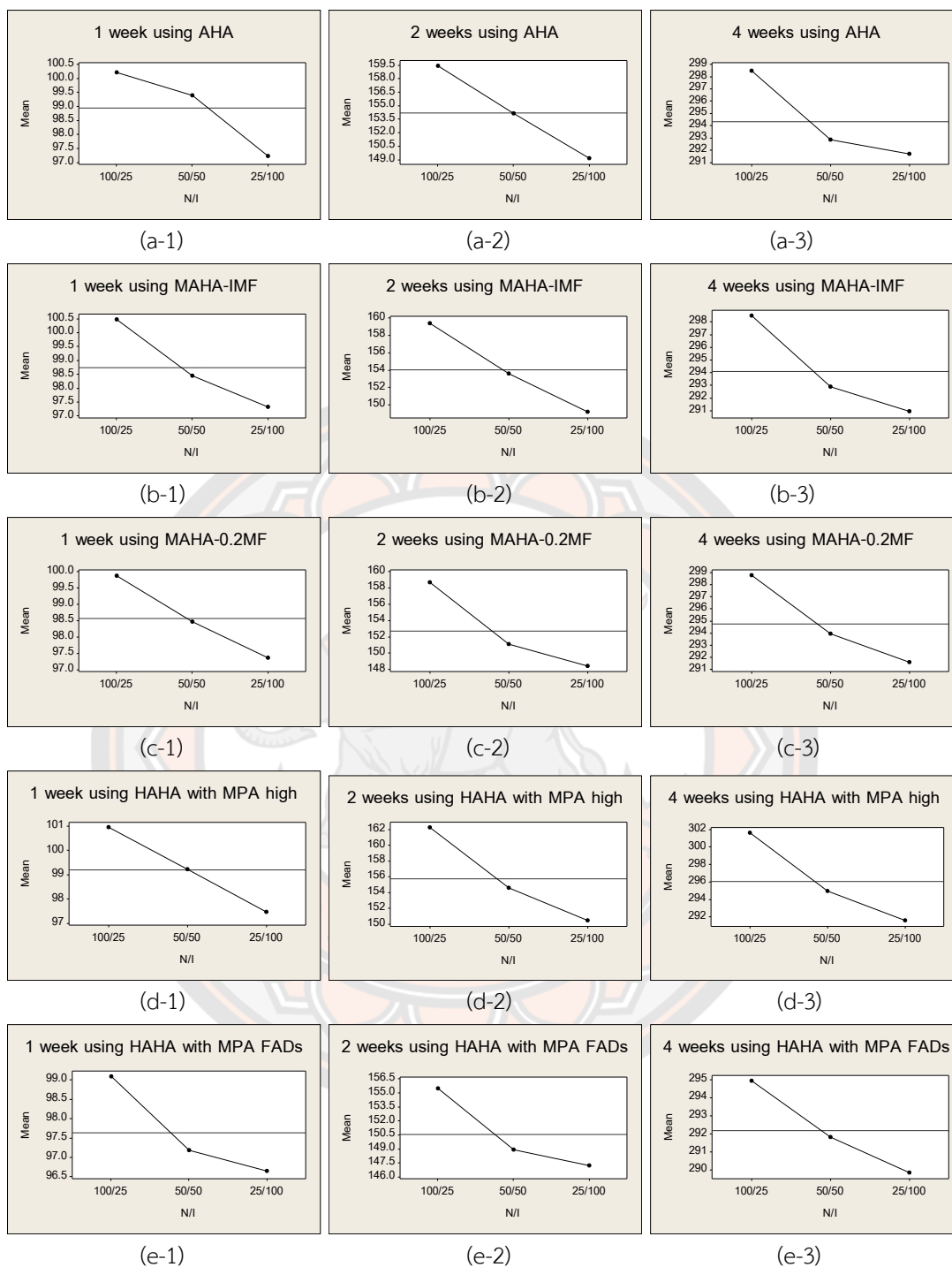
ตาราง 20 แสดงเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด (Total overtime) ที่ได้จากวิธี AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs

Methods	Planning horizon																			
	1 week				2 weeks				4 weeks				8 weeks				12 weeks			
	100/25	50/50	25/100	96.00	100/25	50/50	25/100	144.00	100/25	50/50	25/100	288.00	100/25	50/50	25/100	576.00	100/25	50/50	25/100	1152.00
AHA (Hours)	Min	96.00	96.00	96.00	144.00	144.00	144.00	288.00	288.00	288.00	288.00	576.00	576.00	576.00	576.00	864.00	864.00	864.00	864.00	864.00
	Max	168.00	168.00	168.00	288.00	276.00	288.00	492.00	444.00	444.00	444.00	816.00	708.00	708.00	744.00	1008.00	1008.00	1152.00	936.00	936.00
	Mean	100.21	99.38	97.22	159.39	154.13	149.13	298.48	292.84	291.67	291.67	580.14	577.83	577.83	577.42	865.58	865.58	864.46	864.17	864.17
	SD	10.90	9.51	5.91	20.60	16.97	12.61	22.11	12.76	11.29	11.29	16.89	9.77	9.77	8.19	10.64	10.64	8.25	2.78	2.78
MAHA-IMF (Hours)	Min	96.00	96.00	96.00	144.00	144.00	144.00	288.00	288.00	288.00	288.00	576.00	576.00	576.00	576.00	864.00	864.00	864.00	864.00	864.00
	Max	168.00	168.00	156.00	288.00	264.00	288.00	492.00	444.00	444.00	444.00	816.00	708.00	708.00	744.00	1008.00	1008.00	1152.00	936.00	936.00
	Mean	100.48	98.43	97.32	159.39	153.57	149.15	298.48	292.86	290.90	290.90	580.14	577.48	577.48	577.06	865.58	865.58	864.46	864.17	864.17
	SD	11.03	8.06	5.91	20.60	17.07	13.48	22.11	12.20	10.83	10.83	16.89	8.73	8.73	7.72	10.64	10.64	8.25	2.78	2.78
MAHA-0.2MF (Hours)	Min	96.00	96.00	96.00	144.00	144.00	144.00	288.00	288.00	288.00	288.00	576.00	576.00	576.00	576.00	864.00	864.00	864.00	864.00	864.00
	Max	168.00	168.00	156.00	300.00	264.00	288.00	492.00	444.00	444.00	444.00	816.00	696.00	696.00	744.00	1008.00	1008.00	1152.00	936.00	936.00
	Mean	99.86	98.46	97.36	158.69	151.08	148.39	298.80	293.92	291.58	291.58	580.11	577.65	577.65	576.99	865.44	865.44	864.46	864.18	864.18
	SD	10.06	8.31	5.77	20.96	15.08	12.55	20.47	13.03	11.34	11.34	16.21	8.87	8.87	7.42	10.42	10.42	8.25	2.86	2.86
HAHA with MPA high exploitation (Hours)	Min	96.00	96.00	96.00	144.00	144.00	144.00	288.00	288.00	288.00	288.00	576.00	576.00	576.00	576.00	864.00	864.00	864.00	864.00	864.00
	Max	168.00	168.00	168.00	264.00	276.00	288.00	492.00	444.00	444.00	444.00	816.00	816.00	816.00	744.00	1008.00	1008.00	1152.00	936.00	936.00
	Mean	100.94	99.22	97.44	162.22	154.58	150.43	301.62	294.95	291.54	291.54	580.85	578.31	578.31	577.02	865.54	865.54	864.98	864.24	864.24
	SD	9.91	8.77	6.79	19.93	17.33	13.80	21.31	12.52	10.73	10.73	18.43	12.63	12.63	6.67	11.05	11.05	9.65	3.47	3.47
HAHA with MPA FADs (Hours)	Min	96.00	96.00	96.00	144.00	144.00	144.00	288.00	288.00	288.00	288.00	576.00	576.00	576.00	576.00	864.00	864.00	864.00	864.00	864.00
	Max	144.00	144.00	144.00	300.00	264.00	288.00	384.00	444.00	420.00	420.00	672.00	696.00	696.00	744.00	936.00	936.00	936.00	936.00	936.00
	Mean	99.09	97.18	96.63	155.49	148.89	147.19	294.93	291.8	289.84	289.84	578.02	576.88	576.88	576.53	864.82	864.82	864.31	864.06	864.06
	SD	8.10	5.45	3.95	19.99	11.62	9.74	11.28	10.56	7.30	7.30	10.11	6.97	6.97	5.71	5.67	5.67	3.59	1.74	1.74

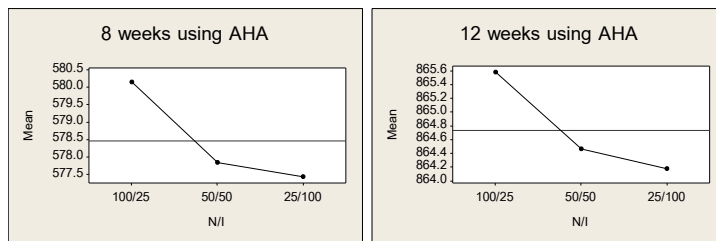
ตาราง 21 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of variance: ANOVA) ด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95%

Planning horizon	Source	1 week			2 weeks			4 weeks			8 weeks			12 weeks		
		N/I	Error	Total	N/I	Error	Total	N/I	Error	Total	N/I	Error	Total	N/I	Error	Total
AHA	DF	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89
	SS	153.80	678.89	832.68	1579.40	4796.00	6375.40	795.20	2332.80	3128.00	129.10	747.92	877.02	33.60	395.87	429.47
	MS	76.90	7.80		789.70	55.10		397.6	26.80		64.55	8.60		16.80	4.55	
	F	9.85			14.32			14.83			7.51			3.69		
	P	0.000			0.000			0.000			0.001			0.029		
MAHA-IMF	DF	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89
	SS	154.16	774.90	929.06	1583.90	4890.60	6474.60	928.40	2293.60	3221.90	167.56	655.66	823.22	33.60	395.87	429.47
	MS	77.08	8.91		792.00	56.20		464.20	26.40		83.78	7.54		16.80	4.55	
	F	8.65			14.09			17.61			11.12			3.69		
	P	0.000			0.000			0.000			0.000			0.029		
MAHA-0.2MF	DF	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89
	SS	94.20	600.81	695.01	1771.1	3656.7	5367.80	814.20	2719.90	3534.10	162.36	802.94	965.30	26.32	362.80	389.12
	MS	47.10	6.91		855.60	42.00		407.10	31.30		81.18	9.23		13.16	4.17	
	F	6.82			20.36			13.02			8.80			3.16		
	P	0.002			0.000			0.000			0.000			0.048		
HAHA with MPA high exploitation	DF	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89
	SS	183.76	786.28	970.04	2148.40	6633.90	8782.4	1575.80	3843.40	5419.20	227.10	1272.60	1499.80	25.38	398.70	424.08
	MS	91.88	9.04		1074.20	76.30		787.90	44.20		113.60	14.60		12.69	4.58	
	F	10.17			14.09			17.83			7.76			2.77		
	P	0.000			0.000			0.000			0.001			0.068		
HAHA with MPA FADs	DF	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89	2	87	89
	SS	99.62	392.68	492.30	1152.60	2674.10	3826.70	395.10	1243.20	1638.30	36.14	367.04	403.18	8.89	139.38	148.28
	MS	49.81	4.51		576.30	30.70		197.60	14.30		16.07	4.22		4.45	1.60	
	F	11.04			18.75			13.83			4.28			2.77		
	P	0.000			0.000			0.000			0.017			0.068		



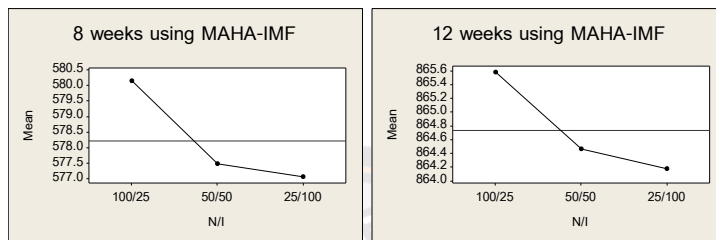


ภาพ 41 กราฟแสดงผลกระทบหลักของพารามิเตอร์  $N/I$  โดยใช้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงาน  
 ล่วงเวลาทั้งหมด



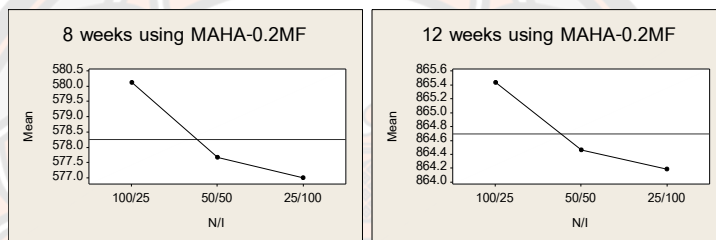
(a-4)

(a-5)



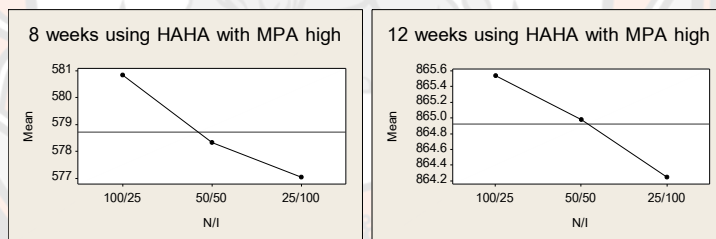
(b-4)

(b-5)



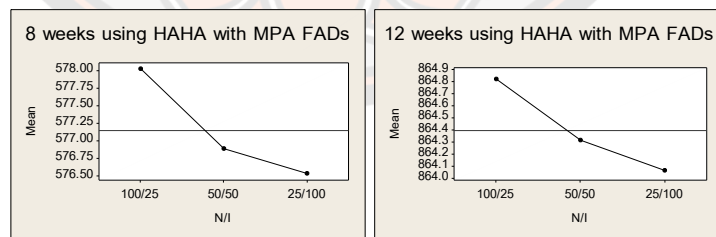
(c-4)

(c-5)



(d-4)

(d-5)



(e-4)

(e-5)

ภาพ 41 (ต่อ)

จากตาราง 20 จะพบว่าคำตอบที่ได้จากทั้งห้าวิธีสามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ทุกรอบระยะเวลาวางแผน ผลลัพธ์ที่ได้นี้อาจแตกต่างกับผลลัพธ์ที่ได้จากปัญหาการจัดตารางอื่น ๆ แต่เนื่องจากปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์นี้เป็นโจทย์ที่นำมาจากชีวิตจริง และถูกจำกัดด้วยข้อตกลงเบื้องต้นต่าง ๆ จำนวนมาก ทำให้พื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้ลดลงอย่างมาก

เนื่องจากผลลัพธ์มีการแจกแจงแบบไม่ปกติ (Non-normal distribution) จึงได้ใช้การวิเคราะห์ Mann-Whitney Test จากโปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ Minitab เพื่อทดสอบว่าข้อมูลทั้งสองชุดมีค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดในแต่ละค่าพารามิเตอร์  $N/I$  แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติหรือไม่ จากการกำหนดช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% และเมื่อพิจารณาภาพ 41 ที่แสดงผลกระทบหลัก (Main effect plot) ของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  โดยใช้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด พบว่าการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับต่ำที่ 25/100 ให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาดีที่สุด จึงใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับต่ำที่ 25/100 เป็นตัวตั้งในการเปรียบเทียบ และนำไปเปรียบเทียบกับค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับกลางที่ 50/50 และระดับสูงที่ 100/25 โดยแสดงดังตาราง 22 โดยมีสมมติฐานหลัก ( $H_0$ ) คือ ค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์ทั้งสองกลุ่มมีค่าเท่ากัน หากค่าสถิติ  $P$  ( $P$ -Value) ที่ได้มีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับระดับนัยสำคัญที่ 0.05 ( $\alpha$ -Level) จะปฏิเสธสมมติฐานหลัก ( $H_0$ ) หมายถึง การเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่แตกต่างกันส่งผลให้ค่าคำตอบที่ได้แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95%

ตาราง 22 ผลการวิเคราะห์ Mann-Whitney Test ด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95%

Methods	Planning horizon	P (P-Value)	
		Low with Medium (25/100 with 50/50)	Low with High (25/100 with 100/25)
AHA	1 week	0.0066	0.0002
	2 weeks	0.0007	0.0003
	4 weeks	0.2426	0.0001
	8 weeks	0.2878	0.0278
	12 weeks	0.3191	0.1927
MAHA-IMF	1 week	0.0504	0.0017
	2 weeks	0.0048	0.0004
	4 weeks	0.0435	0.0000
	8 weeks	0.1703	0.0079
	12 weeks	0.3191	0.1927

ตาราง 22 (ต่อ)

Methods	Planning horizon	P (P-Value)	
		Low with Medium (25/100 with 50/50)	Low with High (25/100 with 100/25)
MAHA-0.2MF	1 week	0.0792	0.0326
	2 weeks	0.0193	0.0000
	4 weeks	0.0413	0.0001
	8 weeks	0.1375	0.0202
	12 weeks	0.3191	0.1150
HAHA with MPA high exploitation	1 week	0.0203	0.0016
	2 weeks	0.1116	0.0000
	4 weeks	0.0044	0.0000
	8 weeks	0.0654	0.0308
	12 weeks	0.0542	0.0693
HAHA with MPA FADs	1 week	0.4744	0.0002
	2 weeks	0.3349	0.0000
	4 weeks	0.0244	0.0001
	8 weeks	0.3338	0.2003
	12 weeks	0.3676	0.3545

หลังจากวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ผลกระทบหลัก (Main effect) และการวิเคราะห์ผลลัพธ์ด้วย Mann-Whitney Test ของพารามิเตอร์  $N/I$  โดยใช้ค่าเฉลี่ยเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดเรียบร้อยแล้ว ทำให้ทราบถึงระดับของการกำหนดค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของวิธี AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs สำหรับโจทย์แต่ละรอบระยะเวลาการวางแผน (Planning horizon) จากตาราง 23 วิธี HAHA with MPA FADs สามารถให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่ดีที่สุดสำหรับทุก ๆ รอบระยะเวลาการวางแผน ตารางนี้แสดงค่าความแตกต่างของข้อมูลสองชุดด้วยวิธี Mann-Whitney Test ที่ช่วงความเชื่อมั่น 95% ชุดแรกเป็นค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่ได้จากวิธีที่ดีที่สุด ในโจทย์แต่ละรอบระยะเวลาการวางแผน อีกชุดหนึ่งเป็นค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดจาก 4 วิธีที่เหลือในโจทย์ชุดเดียวกัน

ตาราง 23 ผลการทดสอบความแตกต่างของข้อมูล 2 ชุดด้วยวิธี Mann-Whitney Test ด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95%

Panning horizon	Methods	Statistical analysis	
		P-Value	%Difference
1 week	HAHA-MPA FADs versus AHA	0.1904	1.120
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-IMF	0.3827	1.250
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-0.2MF	0.3827	0.770
	HAHA-MPA FADs versus HAHA-MPA high exploitation	0.1904	1.850
2 weeks	HAHA-MPA FADs versus AHA	0.3827	3.90
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-IMF	0.3827	3.90
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-0.2MF	0.6625	2.19
	HAHA-MPA FADs versus HAHA-MPA high exploitation	0.3827	5.69
4 weeks	HAHA-MPA FADs versus AHA	0.6625	1.83
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-IMF	0.6625	1.06
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-0.2MF	0.3827	2.12
	HAHA-MPA FADs versus HAHA-MPA high exploitation	0.3827	3.15
8 weeks	HAHA-MPA FADs versus AHA	0.3827	0.95
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-IMF	0.3827	0.60
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-0.2MF	0.3827	0.77
	HAHA-MPA FADs versus HAHA-MPA high exploitation	0.1904	1.43
12 weeks	HAHA-MPA FADs versus AHA	0.6625	0.15
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-IMF	0.6625	0.15
	HAHA-MPA FADs versus MAHA-0.2MF	0.6625	0.15
	HAHA-MPA FADs versus HAHA-MPA high exploitation	0.3827	0.67

ตาราง 23 การวิเคราะห์ทางสถิติที่ช่วงความเชื่อมั่น 95% แสดงให้เห็นว่าโจทย์ปัญหาทุก ๆ รอบระยะเวลาวางแผน ผลลัพธ์ที่ได้จากทั้งห้าวิธีไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ จากการวิเคราะห์ทางสถิติข้างต้นแล้วสามารถสรุปวิธีการและการตั้งค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับโจทย์แต่ละรอบระยะเวลาวางแผนได้ดังตาราง 24

จากการวิเคราะห์ทางสถิติแสดงให้เห็นว่าในบางโจทย์ปัญหาสามารถเลือกใช้วิธีการแก้ปัญหาได้มากกว่าหนึ่งวิธี ยกตัวอย่างโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์ สามารถเลือกใช้ได้ทั้งวิธี AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs ซึ่งให้ผลลัพธ์ที่ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% ทั้งยังสามารถกำหนดค่าพารามิเตอร์ได้ทุกระดับเนื่องจากผลการทดสอบความแปรปรวน (ANOVA) และผลการทดสอบ Mann-Whitney Test ที่มีค่า  $P$  ( $P$ -Value) มากกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05

( $\alpha$ -Level) หรือที่ 95% ช่วงความเชื่อมั่น แต่ในบางกรณี เช่น กรณีการแก้ปัญหาที่มีรอบระยะเวลาวางแผน 1 สัปดาห์ ด้วยวิธี AHA นั้น ผลการทดสอบความแปรปรวนมีค่า  $P$ -Value น้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 หรือที่ 95% ช่วงความเชื่อมั่น และเมื่อดูข้อมูลจากกราฟแสดงผลกระทบหลัก พบว่ามีค่าพารามิเตอร์คู่หนึ่ง คือ 50/50 และ 25/100 อาจเป็นคู่ที่ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ด้วยเหตุนี้จึงต้องทำการทดสอบความแตกต่างของข้อมูล 2 ชุดด้วยวิธี Mann-Whitney Test เพื่อสรุปค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดอีกครั้งหนึ่ง เมื่อผลการทดสอบแสดงค่า  $P$ -Value เท่ากับ 0.0066 และ 0.0007 ในการแก้ไขปัญหามีรอบระยะเวลาวางแผน 1 และ 2 สัปดาห์ ด้วยวิธี AHA ต้องเลือกกำหนดพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เท่านั้น สำหรับกรณีในการแก้ไขปัญหามีรอบระยะเวลาวางแผน 1 สัปดาห์ ด้วยวิธี MAHA-IMF สามารถเลือกกำหนดพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับ 50/50 และ 25/100 ซึ่งผลทดสอบแสดงค่า  $P$ -Value เท่ากับ 0.0504 จึงสรุปได้ว่าเป็นคู่ที่ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% ตาราง 24 แสดงวิธีการและค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับแต่ละรอบระยะเวลาวางแผน

ตาราง 24 แสดงวิธีการและค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับแต่ละรอบระยะเวลาวางแผน

Planning horizon	The best methods	The best parameters setting
1 week	AHA	25/100
	MAHA-IMF	25/100, 50/50
	MAHA-0.2MF	25/100, 50/50
	HAHA with MPA high exploitation	25/100
	HAHA with MPA FADs	25/100, 50/50
2 weeks	AHA	25/100
	MAHA-IMF	25/100
	MAHA-0.2MF	25/100
	HAHA with MPA high exploitation	25/100, 50/50
	HAHA with MPA FADs	25/100, 50/50
4 weeks	AHA	25/100, 50/50
	MAHA-IMF	25/100
	MAHA-0.2MF	25/100
	HAHA with MPA high exploitation	25/100
	HAHA with MPA FADs	25/100

ตาราง 24 (ต่อ)

Planning horizon	The best methods	The best parameters setting
8 weeks	AHA	25/100, 50/50
	MAHA-IMF	25/100, 50/50
	MAHA-0.2MF	25/100, 50/50
	HAHA with MPA high exploitation	25/100, 50/50
	HAHA with MPA FADs	25/100, 50/50, 100/25
12 weeks	AHA	25/100, 50/50, 100/25
	MAHA-IMF	25/100, 50/50, 100/25
	MAHA-0.2MF	25/100, 50/50, 100/25
	HAHA with MPA high exploitation	25/100, 50/50, 100/25
	HAHA with MPA FADs	25/100, 50/50, 100/25

การสรุปผลการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมดังตาราง 24 นั้น เป็นการนำข้อมูลจากตาราง 22 และตาราง 23 เป็นหลัก เนื่องจากตาราง 21 เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลแบบ ANOVA ซึ่งเหมาะกับข้อมูลที่มีการแจกแจงแบบปกติ แต่จากการวิเคราะห์การแจกแจงของค่าตอบด้วยวิธี AHA โดยใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับต่ำที่ 25/100 ที่แสดงดังรูป 36 ถึงรูป 40 พบว่าข้อมูลการแจกแจงแบบไม่ปกติ โดยมีลักษณะเบ้ขวา หากนำการวิเคราะห์ข้อมูลแบบ ANOVA มาใช้กับข้อมูลที่มีการแจกแจงแบบไม่ปกติจะให้ผลที่ไม่แม่นยำและคลาดเคลื่อน ดังนั้นในตาราง 24 โจทย์แต่ละขนาดเหมาะสมกับวิธีการแบบใดและค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ระดับใดนั้น จะพิจารณาข้อมูลจากตาราง 22 และตาราง 23 ที่ทำการวิเคราะห์ข้อมูลแบบ Mann-Whitney Test เท่านั้น เนื่องจากการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติด้วยวิธีการนี้เหมาะกับข้อมูลที่มีการแจกแจงแบบไม่ปกติ

การสรุปผลการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์สำหรับการจัดตารางการทำงานของแพทย์ได้ดังนี้ (1) วิธีที่ดีที่สุดสำหรับโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาการวางแผน 1 สัปดาห์คือทั้งห้าวิธี โดยวิธี AHA ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 วิธี MAHA-IMF ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 วิธี MAHA-0.2MF ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 วิธี HAHA with MPA high exploitation ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และวิธี HAHA with MPA FADs ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 (2) วิธีที่ดีที่สุดสำหรับโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาการวางแผน 2 สัปดาห์คือทั้งห้าวิธี โดยวิธี AHA ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 วิธี MAHA-IMF ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 วิธี

MAHA-0.2MF ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 วิธี HAHA with MPA high exploitation ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 และวิธี HAHA with MPA FADs ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 (3) วิธีที่ดีที่สุดสำหรับโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาการวางแผน 4 สัปดาห์คือทั้งห้าวิธี โดยวิธี AHA ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 วิธี MAHA-IMF ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 วิธี MAHA-0.2MF ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 วิธี HAHA with MPA high exploitation ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และวิธี HAHA with MPA FADs ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 (4) วิธีที่ดีที่สุดสำหรับโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาการวางแผน 8 สัปดาห์คือทั้งห้าวิธี โดยวิธี AHA ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 วิธี MAHA-IMF ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 วิธี MAHA-0.2MF ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 วิธี HAHA with MPA high exploitation ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ 50/50 และวิธี HAHA with MPA FADs ใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่ 25/100 และ (5) วิธีที่ดีที่สุดสำหรับโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาการวางแผน 12 สัปดาห์คือทั้งห้าวิธีโดยสามารถเลือกใช้ระดับของค่าพารามิเตอร์ได้ทุกระดับ

ผลการวิเคราะห์ทางสถิติแสดงให้เห็นว่าค่าพารามิเตอร์  $N/I$  สำหรับทั้งห้าวิธี ได้แก่ AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs เพื่อแก้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ทุก ๆ รอบระยะเวลาการวางแผน ได้แก่ 1, 2, 4, 8, และ 12 สัปดาห์ ควรเลือกกำหนดค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 (ดูตาราง 20 และภาพ 41 ประกอบการอธิบาย) เนื่องจากให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่ต่ำที่สุดและเป็นค่าพารามิเตอร์  $N/I$  จากกราฟผลกระทบหลักต่ำที่สุด ภาพ 42 ถึงภาพ 46 กราฟแสดงการลู่เข้า (Convergence graph) หาคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งพิจารณามาจากค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดจากคำตอบที่ดีที่สุด (Mean total overtime of best-so-far) ตามจำนวนรอบการค้นหา คำตอบที่เปลี่ยนแปลงไปของรอบระยะเวลาการวางแผน คือ 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์ ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดนี้มาจากการนำผลลัพธ์ของแต่ละรอบการค้นหาหารด้วย 30 ซึ่งค่า 30 นี้เป็นจำนวนการทดลองซ้ำ 30 ครั้ง กราฟการลู่เข้านี้จะนำเอาวิธีการและค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับโจทย์แต่ละรอบระยะเวลาการวางแผนเป็นหลัก เช่นรอบระยะเวลาการวางแผน 1 สัปดาห์ เนื่องจากทุกวิธีการสามารถหาค่าที่ดีที่สุดได้ จึงได้พิจารณาเลือกวิธีการที่ให้ค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์ที่ต่ำที่สุด คือวิธี HAHA with MPA FADs โดยใช้ค่าระดับพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 ดังนั้นวิธีที่เหลือทั้งสี่วิธีต้องเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เช่นเดียวกัน

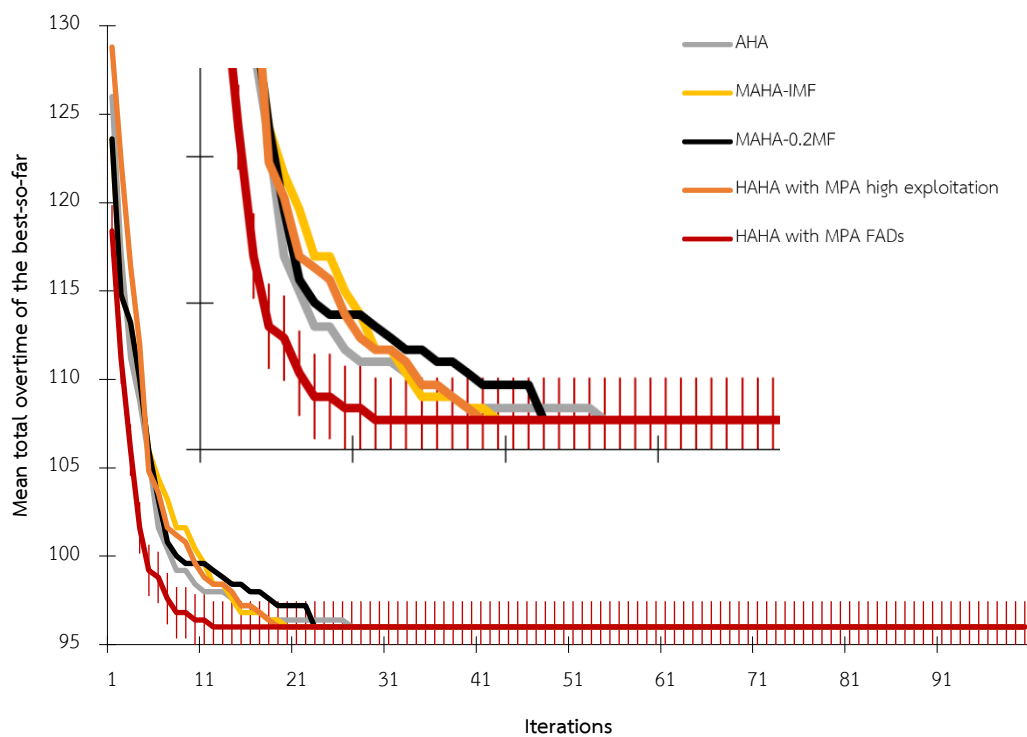


กราฟการลู่เข้ามีการแสดงค่าความคลาดเคลื่อน (Error bars) ของวิธีการที่หาผลลัพธ์ได้ดีที่สุดบนพื้นฐานของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (+/- the standard deviation) โดยภาพรวมพบว่าวิธี HAHA with MPA FADs เป็นวิธีการที่เหมาะสมต่อการนำมาประยุกต์ใช้แก้ปัญหาการจัดตารางการทำงาน of แพทย์ หากพิจารณาจากกราฟการลู่เข้าหาคำตอบที่ดีที่สุด วิธี HAHA with MPA FADs มีการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดได้เร็วในทุก ๆ รอบระยะเวลาวางแผน เมื่อเทียบกับวิธีการอื่น ๆ ทั้งสี่วิธีที่เหลือในกรณีการผสมผสานขั้นตอนวิธีนกอัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์กับวิธีอื่น กลไกการหลีกเลี่ยงการติดอยู่ใน Local Optima (Perturb) ของวิธี AHA เดิมจะทำเมื่อมีค่าเท่ากับ  $2n$  โดยที่  $n$  คือจำนวนประชากรนกอัมมิงเบิร์ด ซึ่งทำเพียงไม่กี่ครั้งและเลือกที่จะปรับปรุงเพียงคำตอบที่แย่ที่สุดเพียงคำตอบเดียว คำตอบที่จะได้รับการปรับปรุงโดยกลยุทธ์การอพยพเท่ากับ  $2/2500$  คิดเป็น 0.08% เฉพาะการตั้งค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เพราะการตั้งค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับกลางและสูง 50/50 และ 100/25 ไม่พบกลไก Perturb เนื่องจากไม่เข้าเงื่อนไข  $2n$  การผสมผสานวิธี MPA กลไกการรบกวนคำตอบ ด้วยธรรมชาติของกระแสน้ำวน (Eddy Formation) และการเข้าไปติดในเครื่องมือประมง (Fish Aggregating Devices: FADs) ช่วยเพิ่มการปรับปรุงคำตอบอย่างมาก โดยคำตอบที่จะได้รับการปรับปรุงโดยกลยุทธ์ MPA FADs เท่ากับ 2500/2500 คิดเป็น 100% ส่งผลให้วิธี AHA ที่ได้รับการผสมผสานหรือเรียกว่า HAHA with MPA FADs มีการลู่เข้าหาคำตอบที่ดีกว่าได้เร็วขึ้นกว่าวิธี AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, และ HAHA with MPA high exploitation

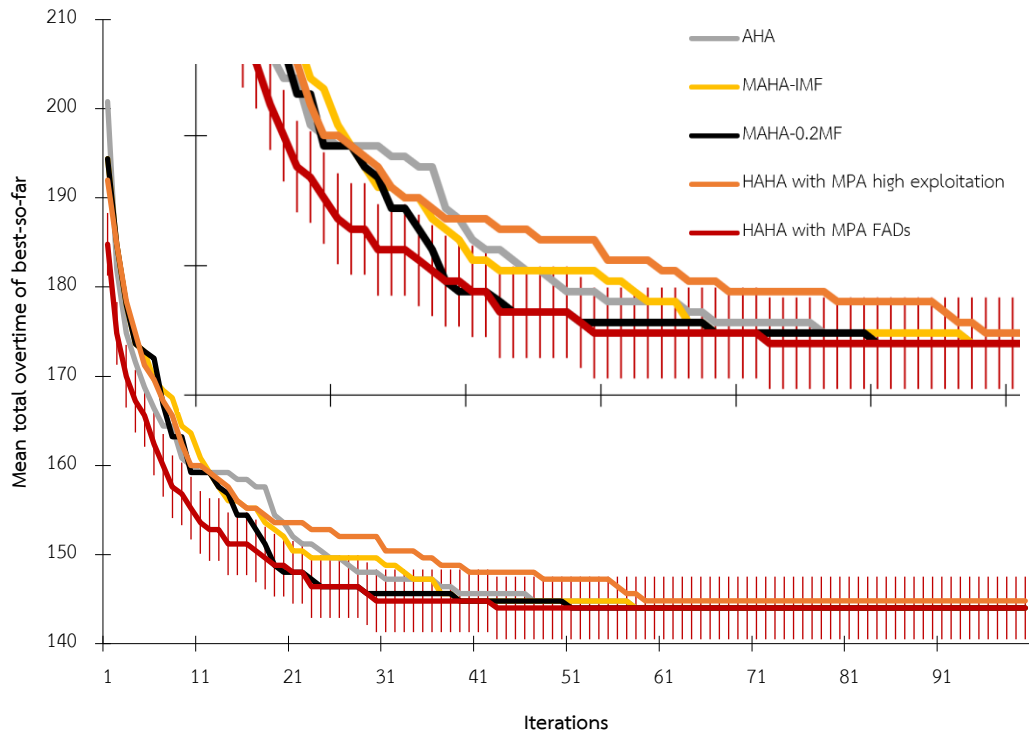
ภาพ 46 จะพบว่าเส้นกราฟของวิธี AHA และ MAHA-IMF ทับกันสนิท ผู้วิจัยไม่ทราบสาเหตุที่ทำให้เกิดเหตุการณ์นี้ขึ้น แต่ได้มีการตรวจสอบจุดบกพร่อง (Debug) แล้วไม่พบข้อผิดพลาดจากการเขียนโปรแกรม อย่างไรก็ตามจากผลกราฟแสดงการลู่เข้าหาคำตอบที่ดีที่สุดดังกล่าว สามารถตั้งข้อสังเกตและอภิปรายได้ดังต่อไปนี้

เนื่องด้วยการจัดตารางการทำงาน of แพทย์นี้ได้นำข้อมูลมาจากบทความของ Hidri et al. (2020) ที่ใช้วิธีทางคณิตศาสตร์มาแก้ไขปัญหา ที่มีทั้งข้อบังคับหลักและรอง (Hard and soft constraints) ที่อยู่ภายใต้สมการทางคณิตศาสตร์ (Mathematical model) 22 สมการ ในงานวิจัยนี้ได้ปรับข้อบังคับหลักและรองมาเป็นข้อตกลงเบื้องต้นที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 1 ด้วยข้อตกลงเบื้องต้นทั้ง 17 ข้อนี้ทำให้พื้นที่คำตอบลดลงอย่างมาก ในการจัดตารางการทำงาน of แพทย์สามารถแยกเป็นการจัดแต่ละสัปดาห์ได้แต่ก็มีข้อตกลงเบื้องต้นข้อ 13) ที่กล่าวว่าไม่สามารถมอบหมายในแพทย์ทำงานที่อาคารที่หนึ่งเป็นเวลาสองสัปดาห์ติดต่อกันได้ เนื่องจากภาระงานที่หนัก เป็นตัวเชื่อมต่อของการจัดตารางที่มีรอบระยะเวลาวางแผนมากกว่า 1 สัปดาห์ ด้วยข้อตกลงเบื้องต้นทั้ง 17 ข้อนี้ส่งผลทำให้วิธีการจัดตารางการทำงาน of แพทย์ในพื้นที่คำตอบที่เป็นไปได้มีความหลากหลายไม่มากหรือมีจำกัด และเมื่อโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์ อาจทำให้มีวิธีการจัดที่คล้ายกันของทั้งสองวิธี

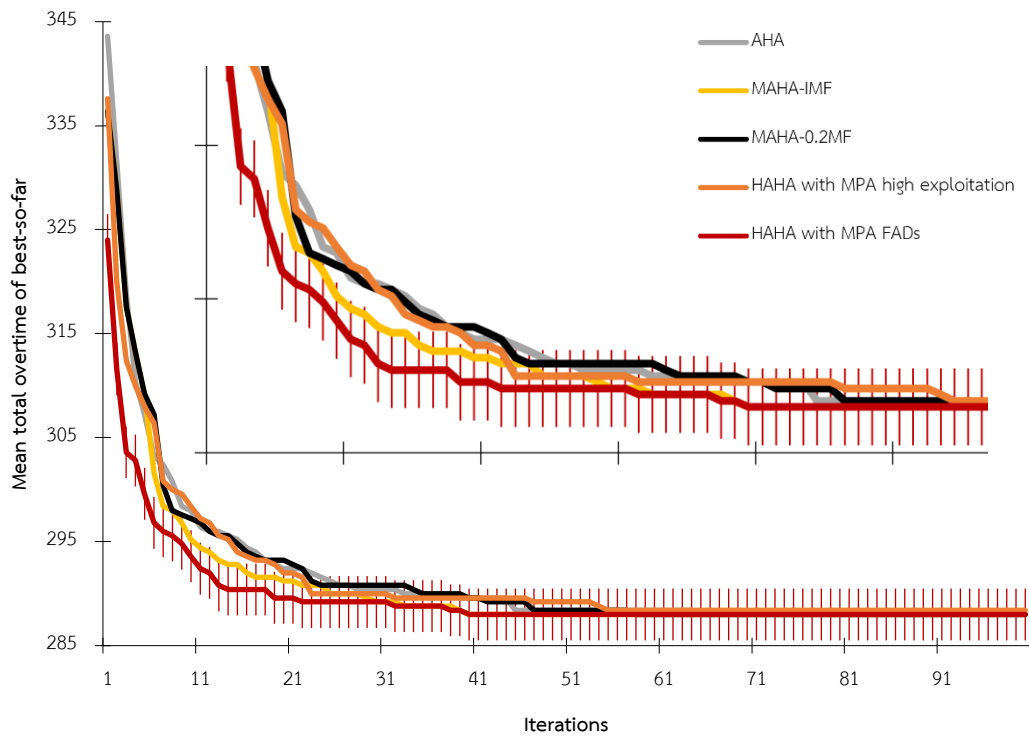
จากภาพ 42 ถึงภาพ 46 เป็นกราฟแสดงการลู่เข้าสู่ค่าตอบที่ดีที่สุด (Convergence graph) ของแต่ละรอบระยะเวลาการวางแผน ที่ประยุกต์ใช้วิธีทั้งห้า ได้แก่ 1) Artificial Hummingbird Algorithm (AHA) 2) Modification Artificial Hummingbird Algorithm – Inversion Migration Foraging (MAHA - IMF) 3) Modification Artificial Hummingbird Algorithm – 0.2 Migration Foraging (MAHA – 0.2MF) 4) Hybridization Artificial Hummingbird Algorithm with Marine Predators Algorithm high exploitation (HAHA with MPA high exploitation) และ 5) Hybridization Artificial Hummingbird Algorithm with Marine Predators Algorithm Fish Aggregating Devices (HAHA with MPA FADs)



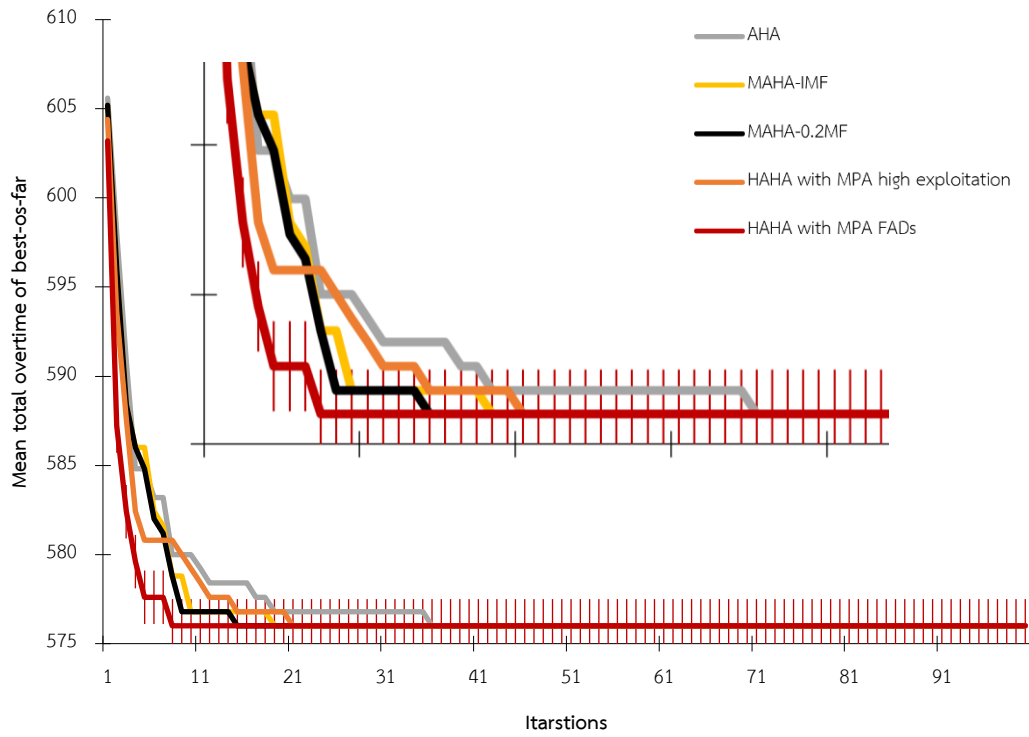
ภาพ 42 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาการวางแผน 1 สัปดาห์



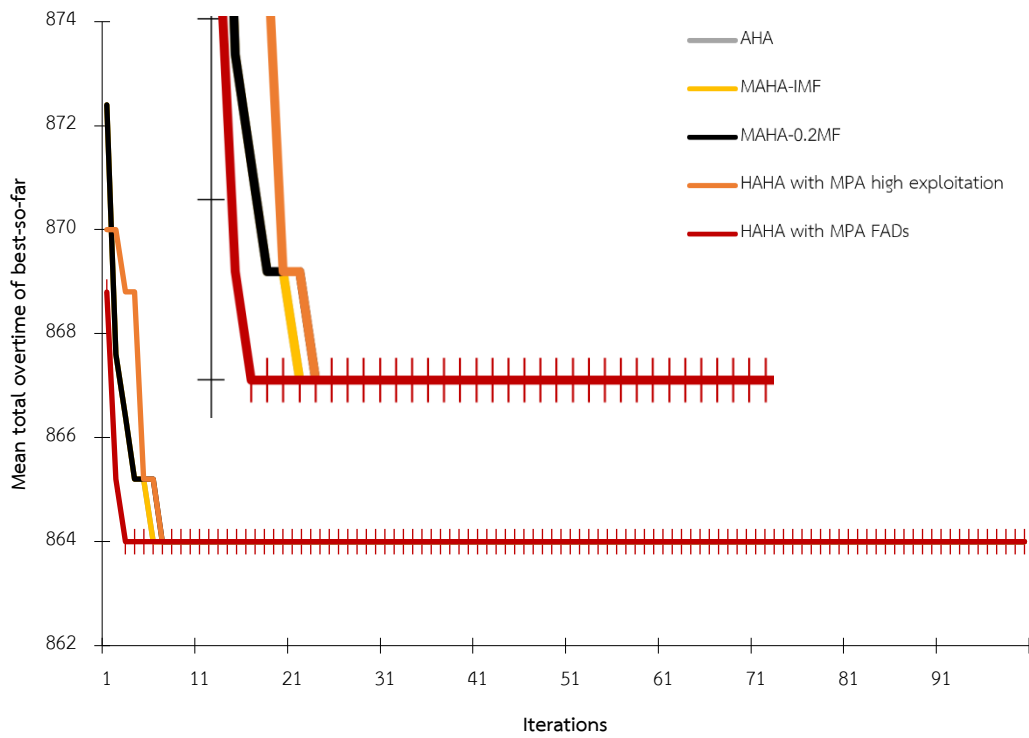
ภาพ 43 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาวางแผน 2 สัปดาห์



ภาพ 44 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์



ภาพ 45 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาวางแผน 8 สัปดาห์



ภาพ 46 กราฟแสดงการลู่เข้าสำหรับรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์

จากตาราง 24 จะพบว่าสามารถเลือกใช้วิธีการใดก็ได้ในการแก้ไขปัญหาในรอบระยะเวลาการวางแผน แต่วิธี HAHA with MPA FADs ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 จะให้ค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีการอื่น สิ่งที่ผู้วิจัยต้องการคือการตั้งค่าเริ่มต้น (Default) ให้กับเครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์ และเมื่อพิจารณาภาพ 42 ถึงภาพ 46 วิธี HAHA with MPA FADs มีการลู่เข้าสู่คำตอบที่ดีอย่างรวดเร็วเมื่อเทียบกับวิธีการอื่น ด้วยเหตุผลทั้งสองนี้ควรตั้งค่าเริ่มต้นให้กับเครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์เป็นวิธี HAHA with MPA FADs ใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100

ในงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจากบทความของ Hidri et al. (2020) แสดงการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในแผนก ICU ที่มีรอบระยะเวลาการวางแผนสี่สัปดาห์ โดยประยุกต์ใช้วิธีการโปรแกรมจำนวนเต็มเชิงเส้นซึ่งใช้เวลาไม่เกิน 2 ชั่วโมงในการแก้ไขปัญหา แต่ผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีการแก้ไขปัญหาคู่ได้แก่ AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs และใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  สามระดับ คือ High level (100/25), Medium Level (50/50), และ Low level (25/100) ตาราง 25 แสดงเวลาเฉลี่ยในการค้นหาคำตอบจากการทดลองซ้ำ (Replications) ทั้งหมด 30 ครั้ง โดยแสดงเวลาเฉลี่ยในการค้นหาคำตอบเป็นหน่วยวินาที

ตาราง 25 แสดงเวลาเฉลี่ยรวมของการค้นหาคำตอบจากการทดลองทั้งหมด

Planning horizon (Weeks)	N/I	Run time average (Second)				
		AHA	MAHA-IMF	MAHA-0.2MF	HAHA-MPA high exploi	HAHA-MPA FADs
1	100/25	903.09	435.63	532.15	924.11	901.77
	50/50	232.12	220.66	239.13	244.48	227.57
	25/100	75.53	81.79	80.82	77.49	83.65
2	100/25	628.93	616.44	621.73	618.23	624.34
	50/50	181.93	181.54	183.46	183.34	185.42
	25/100	67.32	57.03	68.75	67.90	70.42
4	100/25	626.16	774.31	771.29	673.03	794.98
	50/50	224.46	263.25	263.17	227.24	274.53
	25/100	97.92	95.98	110.55	85.71	116.76
8	100/25	987.05	843.46	838.88	843.67	872.46
	50/50	386.29	337.78	335.22	338.35	351.31
	25/100	177.63	202.25	156.75	206.27	166.15
12	100/25	1464.60	1120.40	1297.97	1474.62	1324.69
	50/50	622.14	478.28	542.15	544.95	562.72
	25/100	287.04	226.03	258.17	315.44	273.40

การเก็บผลคำตอบของแต่ละวิธีด้วยค่าพารามิเตอร์ N/I ทั้งสามระดับ ดำเนินการโดยใช้คอมพิวเตอร์ 5 เครื่อง และคอมพิวเตอร์ส่วนตัวอีก 1 เครื่อง เวลาดำเนินการหาคำตอบอาจคาดเคลื่อนและอาจส่งผลกระทบต่อเปรียบเทียบ จากตาราง 25 1) เมื่อโจทย์มีขนาดใหญ่ขึ้นมีแนวโน้มที่จะใช้เวลาในการค้นหาคำตอบมากขึ้นตามไปด้วย 2) เวลาในการค้นหาคำตอบจะแปรผันตามระดับค่าพารามิเตอร์ N/I ที่เลือกใช้ เมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์ N/I ระดับสูงที่ 100/25, ระดับกลางที่ 50/50, และระดับต่ำที่ 25/100 เวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบจะลดลงตามลำดับ 3) เมื่อเปรียบเทียบเวลาในการค้นหาคำตอบ HAHA มีแนวโน้มใช้เวลามากกว่า MAHA และ AHA

## บทที่ 5

### บทสรุป

งานวิจัยนี้เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้วิธีเมตาฮีริสติกส์เพื่อแก้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์มีความยากและความซับซ้อน เพราะต้องตอบสนองต่อความต้องการของแพทย์ โรงพยาบาล และต้องเป็นไปตามกฎหมายการทำงาน ประเด็นที่สำคัญในการจัดตารางการทำงานของแพทย์มีทั้งด้านความชอบ ความต้องการ ความเชี่ยวชาญพิเศษ และความเป็นธรรมของแพทย์ ซึ่งมีความเฉพาะตัวอย่างมาก โจทย์ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ในงานวิจัยนี้เป็นโจทย์จริง โดยอาคารแผนกผู้ป่วยหนักมีจำนวนอาคารที่เป็นเอกลักษณ์และต้องเปิดทำการอยู่ตลอดเวลา

ปัญหาการจัดตารางส่วนใหญ่ถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มของปัญหาเอ็นพีแบบยาก การแก้ไขปัญหากลุ่มเอ็นพีแบบยากต้องเลือกใช้วิธีแก้ปัญหามีความเหมาะสม ซึ่งกลุ่มวิธีเมตาฮีริสติกส์เป็นกลุ่มวิธีที่ได้รับการยอมรับว่ามีความเหมาะสมในการแก้ปัญหาเอ็นพีแบบยาก วิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์เป็นหนึ่งในกลุ่มวิธีเมตาฮีริสติกส์ วิธีการหาค่าที่เหมาะสมด้วยวิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์มีข้อดี ได้แก่ เป็นวิธีที่ง่ายต่อการประยุกต์ใช้ เป็นวิธีที่มีพารามิเตอร์น้อย มีการบรรจบกันอย่างรวดเร็ว มีประสิทธิภาพสูงในการใช้ประโยชน์จากคำตอบและการสำรวจคำตอบ มีการตารางเยี่ยมชมที่เข้าร่วมกันเพื่อนำไปยังคำตอบที่ดี มีการสร้างความสมดุลระหว่างความสามารถด้านการค้นหาในวงกว้าง และความสามารถในการค้นหาเฉพาะพื้นที่ จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่ายังไม่มีมีการประยุกต์ใช้วิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์กับปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์

ประเด็นวิจัยใหม่ (Contributions) ที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้ คือ การประยุกต์วิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ทั้งแบบดั้งเดิม แบบที่ได้รับการปรับปรุง และแบบที่ได้รับการผสมผสานเพื่อแก้ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ โดยมีฟังก์ชันเป้าประสงค์ของปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์มีความยืดหยุ่นต่อผู้ใช้งานของรอบระยะเวลาวางแผนที่มีรอบระยะเวลาวางแผนตั้งแต่ 1 สัปดาห์และรอบระยะเวลาวางแผนขนาดใหญ่สุด 12 สัปดาห์

งานวิจัยนี้ได้พัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์ด้วยวิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ โดยโจทย์ที่รอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์ เป็นโจทย์ปัญหาจริงที่มาจากบทความของ Hidri et al. (2020) และได้ทำการขยายและลดขนาดโจทย์จากโจทย์ปัญหาจริง เพิ่มเป็น 5 โจทย์ที่มีรอบระยะเวลาวางแผนที่แตกต่างกัน เครื่องมือการจัดตารางนี้มีวิธีการแก้ปัญหาจำนวน 5 วิธี เพื่อเป็นตัวเลือกในการแก้ไขปัญหา ได้แก่ (1) วิธีนิกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์แบบดั้งเดิมหรือ AHA (2) แบบที่ได้รับการปรับปรุง

ด้วยการเปลี่ยนตัวดำเนินการเพื่อปรับปรุงคำตอบในขั้นตอนการอพยพของนกฮัมมิ่งเบิร์ดหรือเรียกว่า MAHA-IMF (3) แบบที่ได้รับการปรับปรุงด้วยการเพิ่มจำนวนการทำงานขั้นตอนการอพยพของนกฮัมมิ่งเบิร์ดหรือเรียกว่า MAHA-0.2MF (4) แบบที่ได้รับการผสมผสานเข้ากับกลไกการเสาะแสวงหาคำตอบของวิธีนักล่าแห่งท้องทะเลหรือเรียกว่า HAHA with MPA high exploitation (5) แบบที่ได้รับการผสมผสานเข้ากับกลไกการรวบรวมคำตอบเมื่อคำตอบติดอยู่ในท้องถิ่นที่เหมาะสมที่สุดของวิธีนักล่าแห่งท้องทะเลหรือเรียกว่า HAHA with MPA FADs

วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนอกเหนือจากการพัฒนาเครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์ด้วยวิธีนกฮัมมิ่งเบิร์ดประดิษฐ์ แล้วยังได้มีการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเพื่อนำเสนอวิธีการและค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับแต่ละรอบระยะเวลาการวางแผน รวมถึงยังมีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบระหว่างวิธี AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs ด้วยกันเอง

การสรุปผลการวิจัยถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ส่วนแรกเป็นผลวิจัยของการทดลองที่ 1 ที่ได้จากการใช้เครื่องช่วยการจัดตารางการทำงานของแพทย์ด้วยวิธีนกฮัมมิ่งเบิร์ดประดิษฐ์ (Artificial Hummingbird Physician Scheduling tool: AHPS tool) เพื่อลดเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด ผลการวิจัยส่วนแรกนี้มาจากการแก้ไขโจทย์รอบระยะเวลาการวางแผนทั้ง 5 ระยะเวลา ได้แก่ รอบระยะเวลาการวางแผน 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์

ส่วนที่สองเป็นผลการวิจัยของการทดลองที่ 2 ที่ได้จากการใช้เครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์ด้วยวิธีนกฮัมมิ่งเบิร์ดประดิษฐ์แบบปรับปรุงแบบที่ 1 และแบบที่ 2 คือ MAHA-IMF และ MAHA-0.2MF เพื่อลดเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด ผลการวิจัยส่วนที่สองนี้มาจากการแก้ไขโจทย์รอบระยะเวลาการวางแผนทั้ง 5 ระยะเวลา ได้แก่ รอบระยะเวลาการวางแผน 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์

ส่วนที่สามเป็นผลการวิจัยของการทดลองที่ 3 ที่ได้จากการใช้เครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์ด้วยวิธีนกฮัมมิ่งเบิร์ดประดิษฐ์แบบผสมผสานแบบที่ 1 และแบบที่ 2 คือ HAHA with MPA high exploitation และ HAHA with MPA FADs เพื่อลดเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด ผลการวิจัยส่วนที่สามนี้มาจากการแก้ไขโจทย์รอบระยะเวลาการวางแผนทั้ง 5 ระยะเวลา ได้แก่ รอบระยะเวลาการวางแผน 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์



### สรุปผลการวิจัยของการทดลองที่ 1

1. คำตอบที่ได้จากวิธี AHA มีการแจกแจงของข้อมูลที่ไม่ปกติ โดยมีลักษณะของกราฟการแจกแจงที่เบ้ขวา
2. การแจกแจงของข้อมูลที่แสดงในภาพ 36 ถึงภาพ 40 เมื่อนำเสนอด้วยกราฟ Box plot โจทย์ที่มีรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์ ไม่สามารถนำเสนอด้วยกราฟนี้ได้
3. วิธี AHA สามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ทุก ๆ รอบระยะเวลาวางแผน
4. วิธี AHA ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 ให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่ดีที่สุด และยังให้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุดด้วยเช่นกัน
5. ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับสูงที่ 100/25 จะให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดสูงสุด ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับกลางที่ 50/50 จะให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดอยู่ในระดับกลาง ๆ และค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 จะให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดต่ำที่สุด
6. เวลาเฉลี่ยรวมที่ใช้ในการค้นหาคำตอบเมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่แตกต่างกัน ส่งผลให้เวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบแตกต่างกันไปด้วย และเมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับสูงที่ 100/25 จะใช้เวลาในการค้นหาคำตอบมากที่สุด รองลงมาคือการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับกลางที่ 50/50 และการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับต่ำที่ 25/100 จะใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยที่สุด
7. เวลาเฉลี่ยรวมที่ใช้ในการค้นหาคำตอบเมื่อใช้วิธีการต่างกัน ส่งผลให้เวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบแตกต่างกันไปด้วย เมื่อใช้วิธีการแบบผสมผสาน (Hybridization) มีแนวโน้มที่จะใช้เวลาในการค้นหาคำตอบมากกว่าวิธีอื่น รองลงมาคือวิธีแบบปรับปรุง (Modification) และวิธีการที่มีแนวโน้มใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยที่สุดคือวิธีการแบบดั้งเดิม (AHA original)

### อภิปรายผลการทดลองที่ 1

1. คำตอบที่ได้จากการแก้ปัญหาทุก ๆ รอบระยะเวลาวางแผน ถูกจำกัดด้วยข้อตกลงเบื้องต้น 17 ข้อ ทำให้พื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้ลดลง ส่งผลให้การค้นหาคำตอบมีความเร็วและพบเจอคำตอบที่เหมาะสมที่สุดได้ง่าย ทำให้ในแต่ละรอบการค้นหาคำตอบจะใกล้เคียงกับคำตอบที่เหมาะสมที่สุดเพิ่มขึ้นเมื่อรอบการวนซ้ำเพิ่มขึ้น และทำให้กราฟการแจกแจงของคำตอบมีการเบ้ขวา เพราะไม่สามารถพบคำตอบที่ให้ค่าที่เหมาะสมที่สุดที่ต่ำกว่านี้ได้แล้ว ซึ่งคำตอบที่ดีที่สุดของรอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์ ที่ถูกแก้ไขด้วยวิธีทางคณิตศาสตร์ให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด 288 ชั่วโมง ซึ่งรับรองได้ว่าไม่สามารถหาคำตอบที่ให้ค่าต่ำกว่านี้ได้แล้ว จึงมีเพียงคำตอบที่มีค่ามากกว่าค่าที่เหมาะสมที่สุดทำให้กราฟฮิสโตแกรมมีลักษณะเบ้ขวา แต่หากมีการทำการทดลองซ้ำมากกว่า 30 ครั้ง อาจส่งผลให้กราฟฮิสโตแกรมมีลักษณะที่มีการเบ้ขวาน้อยลงหรืออาจมีลักษณะของ

ข้อมูลที่แจกแจงแบบปกติ และหากนำคำตอบที่ได้จากวิธี MAHA และ HAHA มาทดสอบการกระจายตัวของข้อมูลก็จะให้ผลเช่นเดียวกันกับวิธี AHA

2. เนื่องจากโจทย์มีรอบระยะเวลาการวางแผนขนาดเล็ก ทำให้สามารถเจอคำตอบที่เหมาะสมที่สุด (Optimal solution) ได้อย่างรวดเร็ว ส่งผลให้ค่าคำตอบที่ได้มีความหลากหลายไม่มากและการกระจายตัวของคำตอบไม่มากพอ ด้วยขนาดของข้อมูลที่มีขนาดเล็กซึ่งมีเพียง 30 ค่า ที่มาจากการทำการทดลองซ้ำ 30 ครั้ง ปัญหาสำคัญของการใช้กราฟ Box plot คือ ข้อมูลที่ใช้ในการวาดกราฟมีขนาดเล็ก ทำให้ค่าควอร์ไทล์ (Quartile) ที่คำนวณได้อาจไม่มีความหมาย

3. กลยุทธ์การปรับปรุงคำตอบของวิธินกฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์มี 3 กลยุทธ์หลัก คือ Guided foraging, Territorial foraging, และ Migration foraging โดยนกฮัมมิงเบิร์ดจะทำการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Guided foraging และ Territorial foraging ด้วยความน่าจะเป็นอย่างละ 0.5 แต่การปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Migration foraging จะทำเมื่อเข้าเงื่อนไข  $2n$  ส่งผลให้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับสูงที่ 100/25 และในระดับกลางที่ 50/50 จะไม่มีการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Migration foraging แต่จะมีเพียงค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เท่านั้นที่มีการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Migration foraging และทำให้ได้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 ให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่ต่ำที่สุด เนื่องด้วยให้ค่าเฉลี่ยที่ดีที่สุดส่งผลให้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าต่ำตามไปด้วย

4. วิธีการฮัมมิงเบิร์ดประดิษฐ์ทั้งแบบดั้งเดิม แบบปรับปรุง และแบบผสมผสาน จะมีการเลือกกลยุทธ์ในการปรับปรุงคำตอบโดยใช้ประโยชน์จากคำตอบที่ดีที่สุด (Exploitation) ทำให้เมื่อมีการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับสูงที่ 100/25 จะต้องทำการค้นหาและเปรียบเทียบว่าคำตอบจากประชากร ( $N$ ) จำนวน 100 ตัวนั้นนกฮัมมิงเบิร์ดตัวใดดีที่สุด จึงต้องใช้เวลาในการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุด

5. วิธีการแบบผสมผสานนั้นนำ MPA เข้ามารวมกับ AHA โดย HAHA with MPA high exploitation นำการเคลื่อนที่แบบ Levy เข้ามาใช้ และมีสมการที่ต้องคำนวณเพิ่มเข้า ทำให้อาจใช้เวลาในการค้นหาคำตอบมากขึ้น ส่วนวิธี HAHA with MPA FADs นั้นนำกระบวนการ Perturbation ของ MPA เข้ามาแทนกลยุทธ์ Guided foraging ส่งผลให้มีการปรับปรุงคำตอบโดยการ Perturb มากขึ้นเป็นจำนวนมาก ส่งผลให้เวลาที่ใช้ในการค้นหาเพิ่มขึ้นเป็นจำนวนมาก วิธีแบบปรับปรุง MAHA-0.2MF เป็นการปรับเปลี่ยนเงื่อนไขหรือเพิ่มจำนวนการทำ Migration foraging ซึ่งส่งผลให้ใช้เวลาในการค้นหาคำตอบมากกว่าวิธี AHA original แต่ใช้น้อยกว่าวิธี HAHA

## สรุปผลการวิจัยของการทดลองที่ 2

1. วิธี MAHA-IMF และ MAHA-0.2MF สามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ทุก ๆ รอบระยะเวลาวางแผน
2. วิธี MAHA-IMF และ MAHA-0.2MF ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 ให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่ดีที่สุด และยังให้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุดด้วยเช่นกัน
3. วิธี MAHA-0.2MF ให้ค่าเฉลี่ยรวมของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดในรอบระยะเวลาวางแผน 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์ และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุดด้วยเช่นกัน ยกเว้นรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์ ส่วนวิธี MAHA-IMF ให้ค่าเฉลี่ยรวมของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดในรอบระยะเวลาวางแผน 4 สัปดาห์ และ 8 สัปดาห์ และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุดด้วยเช่นกัน ยกเว้นรอบระยะเวลาวางแผน 8 สัปดาห์
4. วิธี MAHA-IMF และ MAHA-0.2MF ส่วนใหญ่ให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดสูงสุด ( $Max$ ) เท่ากัน ยกเว้นในรอบระยะเวลาวางแผน 2 สัปดาห์ และ 8 สัปดาห์ ที่มีการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับสูงที่ 100/25 และในระดับกลางที่ 50/50 ตามลำดับ
5. ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับสูงที่ 100/25 จะให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดสูงสุด ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับกลางที่ 50/50 จะให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดอยู่ในระดับกลาง ๆ และค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 จะให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดต่ำที่สุด

## อภิปรายผลการทดลองที่ 2

1. คำตอบที่ได้จากการแก้ปัญหาทุก ๆ รอบระยะเวลาวางแผน ถูกจำกัดด้วยข้อตกลงเบื้องต้น 17 ข้อ ทำให้พื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้ลดลง ส่งผลให้การค้นหาคำตอบมีความเร็วและพบเจอคำตอบที่เหมาะสมที่สุดได้ง่าย
2. เนื่องจากในรอบการวนซ้ำ (Iterations) ในช่วงแรก ๆ จะยังไม่พบคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งปรับปรุงคำตอบด้วยความน่าจะเป็นที่ทำการกลุ่ Guided foraging กับ Territorial foraging อย่างละ 0.5 ทำให้การปรับปรุงคำตอบที่มีการใช้ประโยชน์จากคำตอบที่ดีที่สุดด้วยค่าคำตอบที่ต่ำสุด ณ รอบการวนซ้ำนั้น ๆ ยังไม่อาจส่งผลให้คำตอบนั้นเป็นคำตอบที่ดีที่สุดได้ และด้วยการใช้รอบการวนซ้ำที่ 100 รอบ มีจำนวนข้อมูลที่น่ามาถัวเฉลี่ยจำนวนมากกว่าค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับอื่น จำนวนรอบการวนซ้ำที่มากในช่วงท้าย ๆ ของรอบการวนซ้ำจะพบคำตอบที่ดีที่สุด ส่งผลให้ค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำ 25/100 มีค่าที่ต่ำที่สุด

3. วิธี MAHA-0.2MF เป็นการปรับปรุงวิธีนกอพยพเบิร์ดประดิษฐ์ให้ทำการปรับปรุงค่าตอบด้วยกลยุทธ์ Migration foraging เพิ่มขึ้นเป็น 0.2n ส่งผลให้การหาค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดในรอบระยะเวลาวางแผน 1 สัปดาห์, 2 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์ ดีกว่าวิธี MAHA-IMF ส่วนวิธี MAHA-IMF เป็นการปรับปรุงวิธีนกอพยพเบิร์ดประดิษฐ์ให้ทำการปรับปรุงค่าตอบของกลยุทธ์ Migration foraging ด้วยตัวดำเนินการอื่น ส่งผลให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่เหมาะสมดีขึ้นแต่ไม่เท่ากับวิธี MAHA-0.2MF แต่เมื่อเปรียบเทียบความเร็วในการเข้าสู่ค่าตอบที่ดีที่สุด พบวิธี MAHA-IMF มีการเข้าสู่ค่าตอบที่ดีที่สุดเร็วกว่า MAHA-0.2MF เนื่องจากการทำการปรับปรุงค่าตอบที่มากขึ้นอาจไม่ส่งผลให้เจอค่าตอบที่ดีที่สุดได้ และทั้งสองวิธีเป็นการปรับปรุงค่าตอบในกลยุทธ์ Migration foraging ที่เป็นการปรับปรุงตัวเองโดยไม่ได้มีการใช้ประโยชน์จากค่าตอบที่ดี

4. วิธี MAHA-IMF และ MAHA-0.2MF เป็นการปรับปรุงวิธีนกอพยพเบิร์ดประดิษฐ์ในกลยุทธ์ Migration foraging ทั้งสองวิธี และด้วยพื้นที่ของค่าตอบที่เป็นไปได้ถูกจำกัดให้มีขนาดลดลง ส่งผลให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดสูงสุดมีค่าเท่ากัน

5. การวนซ้ำในช่วงเริ่มต้นแรก ๆ จะยังไม่พบค่าตอบที่ดีที่สุด แม้จะมีการใช้จำนวนประชากรที่มีจำนวนมากก็อาจจะไม่พบค่าตอบที่ดีที่สุด แต่เมื่อค้นหาค่าตอบในรอบการวนซ้ำที่มีจำนวนมากขึ้น ค่าตอบจะทำการปรับปรุงตนเองโดยเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางที่ดีขึ้น ส่งผลให้เมื่อใช้จำนวนรอบการวนซ้ำที่ 100 รอบ มีค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับการใช้จำนวนรอบการวนซ้ำที่ 50 และ 25 รอบ

### สรุปผลการวิจัยของการทดลองที่ 3

1. วิธี HAHA with MPA high exploitation และ HAHA with MPA FADs สามารถหาค่าตอบที่ดีที่สุดได้ทุกรอบระยะเวลาวางแผน

2. วิธี HAHA with MPA high exploitation และ HAHA with MPA FADs ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 ให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่ดีที่สุด และยังให้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุดด้วยเช่นกัน

3. วิธี HAHA with MPA FADs ในทุกรอบระยะเวลาวางแผนและทุกค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดที่ดีที่สุด และยังให้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุด ยกเว้นที่รอบระยะเวลาวางแผน 2 สัปดาห์ ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์ 100/25 ที่ให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมากกว่าวิธี HAHA with MPA high exploitation

4. ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับสูงที่ 100/25 จะให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดสูงสุด ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับกลางที่ 50/50 จะให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดอยู่ในระดับกลาง ๆ และค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 จะให้ค่าเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดต่ำที่สุด

### อภิปรายผลการทดลองที่ 3

1. เนื่องจากโจทย์ทั้งห้ารอบระยะเวลาวางแผนถูกจำกัดพื้นที่คำตอบที่เป็นไปได้ ด้วยข้อตกลงเบื้องต้นทั้ง 17 ข้อ ทำให้ทั้งสองวิธีสามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้

2. การใช้รอบการวนซ้ำ (Iterations) ที่ 25, 50, และ 100 จากตาราง 18 และตาราง 19 จะพบว่าค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานจะเรียงจากค่ามากไปน้อยตามลำดับ เกิดจากรอบการวนซ้ำในรอบแรกมีโอกาสน้อยที่จะค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดพบ ดังนั้นการใช้รอบการวนซ้ำที่มีจำนวนมากกว่า 25 และ 50 ในรอบการวนซ้ำช่วงท้ายจะให้ค่าที่ดีที่สุด เนื่องจากคำตอบจะมุ่งเข้าสู่คำตอบที่ดีที่สุดเมื่อรอบการวนซ้ำเพิ่มขึ้น ทำให้การใช้รอบการวนซ้ำที่ 100 รอบ ค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดได้จำนวนมากว่าการใช้รอบการวนซ้ำที่ 25 และ 100 รอบ ด้วยจำนวนข้อมูลที่มากกว่าทำให้การหาค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 ให้ที่ต่ำกว่าการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับสูงและระดับกลางที่ 100/25 และ 50/50 ตามลำดับ

3. วิธี HAHA with MPA FADs เป็นการผสมผสานวิธี MPA ที่นำกระบวนการ FADs มาแทนที่ในกลยุทธ์ Migration foraging ซึ่งทั้งสองเป็นกระบวนการรวบรวมคำตอบเช่นเดียวกัน แต่วิธี MPA มีการรวบรวมคำตอบทุกคำตอบและทำทุกรอบการวนซ้ำ จากเดิมกลยุทธ์ Migration foraging จะทำการรวบรวมคำตอบเพียงร้อยละ 0.08 แต่เมื่อทำการผสมผสานเข้ากับวิธี MPA ทำการรวบรวมคำตอบด้วยกระบวนการ FADs ทำให้การทำกรรวบรวมคำตอบเพิ่มขึ้นเป็น 100 เปอร์เซ็นต์ ส่งผลให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดมีค่าต่ำที่สุด และค่าคำตอบที่ได้จะมุ่งเข้าสู่คำตอบที่ดีที่สุดเสมอ ส่งผลให้ช่วงของค่าคำตอบที่ได้จากวิธี HAHA with MPA FADs มีช่วงที่แคบ ทำให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าต่ำ

### สรุปการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ AHA, MAHA, และ HAHA

1. วิธี HAHA with MPA FADs ให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุด ทุกรอบระยะเวลาวางแผนและค่าพารามิเตอร์ทุกระดับ ยกเว้นในรอบระยะเวลาวางแผน 2 สัปดาห์ ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับสูงที่ 100/25

2. วิธี AHA, MAHA-IMF, MAHA-0.2MF, HAHA with MPA high exploitation, และ HAHA with MPA FADs ที่ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 ให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำที่สุดทุกรอบระยะเวลาวางแผน

3. การวิเคราะห์สถิติแบบพาราเมตริก (Parametric statistics) ที่ใช้การวิเคราะห์ ANOVA ให้ผลการทดสอบว่าการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  แตกต่างกันส่งผลให้กระทบต่อคำตอบอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% แต่มีเพียงโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์

ของวิธี HAHA ทั้งสองวิธี ซึ่งให้ผลการทดสอบตรงกับการวิเคราะห์สถิติแบบนอนพาราเมตริก (Non-parametric statistics) ที่ใช้ Mann-Whitney Test ที่ให้ผลการทดสอบว่าโจทย์ที่รอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์ การใช้ค่าพารามิเตอร์ที่แตกต่างกันไม่ส่งผลกระทบต่อคำตอบ สรุปได้ว่าการวิเคราะห์ทั้งสองวิธีให้ผลการทดสอบที่แตกต่างกัน

4. การวิเคราะห์สถิติโดยใช้ Mann-Whitney Test (ดูตาราง 22 ประกอบ) เป็นการเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยของข้อมูลสองกลุ่มว่ามีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติในช่วงความเชื่อมั่น 95% พบว่าโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาวางแผน 12 สัปดาห์ของทุกวิธีการ ให้ผลการทดสอบว่าไม่มีความแตกต่างกัน

5. จากการสืบค้นค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ที่เหมาะสมที่สุด การใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เหมาะสมที่สุดกับทุกวิธีการและทุกรอบระยะเวลาแผน เนื่องจากให้ค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำที่สุด

6. การเลือกใช้วิธีการที่แตกต่างกันไม่ส่งผลกระทบต่อคำตอบอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% แต่วิธี HAHA with MPA FADs เป็นวิธีที่ให้ค่าเฉลี่ยที่ดีที่สุด สังเกตได้จากค่าความแตกต่าง

7. จากตาราง 24 การใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เป็นค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับทุกวิธีการและทุกรอบระยะเวลาวางแผน

8. วิธี HAHA with MPA FADs มีการลู่เข้าสู่คำตอบที่ดีที่สุดอย่างรวดเร็ว

9. จากกราฟการลู่เข้าสู่คำตอบที่ดีวิธี HAHA with MPA FADs มีการลู่เข้าสู่คำตอบที่ดีที่สุดอย่างรวดเร็ว และมีเส้นตัดเพื่อแสดงช่วงการเบี่ยงเบนของข้อมูล พบว่าเมื่อรอบระยะเวลาวางแผนเพิ่มขึ้นช่วงการเบี่ยงเบนของข้อมูลมีแนวโน้มลดลง

### อภิปรายการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ AHA, MAHA, และ HAHA

1. วิธี HAHA with MPA FADs เป็นการผสมผสานวิธี MPA ที่นำการรวบรวมคำตอบของวิธี MPA มาใช้แทนที่กระบวนการอพยพของนกฮัมมิงเบิร์ด เนื่องด้วยกระบวนการอพยพของนกฮัมมิงเบิร์ดจะเกิดขึ้นเมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เท่านั้น โดยจะเกิดขึ้นในรอบการวนซ้ำที่  $2n$  คือ  $t = 50$  และ  $t = 100$  ในแต่ละครั้งจะทำการปรับปรุงคำตอบเพียง 1 คำตอบ รวมแล้วเมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  เท่ากับ 25/100 จะปรับปรุง 2 คำตอบ แต่เมื่อนำกระบวนการ Fish Aggregating Devices (FADs) ทำให้การรวบรวมจะทำทุก ๆ รอบการวนซ้ำ และทำการปรับปรุงคำตอบทุก ๆ คำตอบ โดยจำนวนคำตอบที่ได้จากการใช้ค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดคือ 2500 คำตอบ เมื่อคำนวณจะพบว่าการรวบรวมคำตอบเพิ่มขึ้นจาก 0.08% (AHA) เป็น 100% (HAHA with MPA FADs)

ส่งผลให้ค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดได้อย่างรวดเร็วและในแต่ละรอบการวนซ้ำสามารถหาค่าที่ใกล้เคียงกับค่าที่เหมาะสมที่สุดได้มากกว่าวิธีการอื่น ทำให้มีค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุด และมีการลู่เข้าหาคำตอบที่ดีที่สุดอย่างรวดเร็ว

2. การใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 มีโอกาสเกิดการรบกวนคำตอบมากกว่าค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับกลางที่ 50/50 และในระดับสูงที่ 100/25 เมื่อพิจารณาวิธีการ AHA, วิธีการ MAHA-IMF, และวิธีการ HAHA with MPA high exploitation จะเกิดกระบวนการอพยพของนกฮัมมิงเบิร์ดเมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำเท่านี้ คิดเป็น 0.08% เมื่อพิจารณาวิธีการ MAHA-0.2MF จะเกิดกระบวนการอพยพของนกฮัมมิงเบิร์ดเท่ากับ 0.80% ( $N/I = 25/100$ ), 0.20% ( $N/I = 50/50$ ), และ 0.04% ( $N/I = 100/25$ ) แต่เมื่อพิจารณาวิธีการ HAHA with MPA FADs จะเกิดกระบวนการอพยพของนกฮัมมิงเบิร์ดเท่ากับ 100% ( $N/I = 25/100, 50/50, \text{ และ } 100/25$ ) จะพบว่าเมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 มีการปรับปรุงคำตอบโดยการรบกวนคำตอบมากกว่าค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับอื่น ด้วยเหตุนี้ทำให้ค่าเฉลี่ยของเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมดและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 มีค่าต่ำกว่าค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับอื่น

3. การวิเคราะห์สถิติแบบพาราเมตริกโดยใช้ ANOVA นั้นเป็นการเปรียบเทียบความแตกต่างค่าเฉลี่ยของข้อมูลสามกลุ่ม โดยในงานวิจัยนี้ทำการเปรียบเทียบค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ทั้งสามระดับของแต่ละวิธีการว่ามีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% แต่การวิเคราะห์สถิติแบบนอนพาราเมตริกโดยใช้ Mann-Whitney Test เป็นการเปรียบเทียบความแตกต่างค่าเฉลี่ยของข้อมูลสองกลุ่ม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เป็นตัวตั้งและนำไปเปรียบเทียบกับค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับกลางที่ 50/50 และระดับสูงที่ 100/25 ตามลำดับ ของแต่ละวิธีการว่ามีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญด้วยช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% เมื่อนำการวิเคราะห์สถิติทั้งสองวิธีมาเปรียบเทียบกันอาจเกิดความไม่ยุติธรรมเพราะจำนวนชุดข้อมูลที่นำมาทดสอบไม่เท่ากันและผลการวิเคราะห์ของทั้งสองวิธีจะให้ผลลัพธ์ที่แตกต่างกันไม่มาก แต่ควรจะต้องใช้การวิเคราะห์สถิติที่เหมาะสมกับข้อมูลด้วยเช่นกัน แม้ว่าการวิเคราะห์สถิติแบบพาราเมตริกจะให้ความแม่นยำและกำลังการทดสอบที่สูงกว่าการวิเคราะห์สถิติแบบนอนพาราเมตริกก็ตาม

4. การจัดตารางการทำงานของแพทย์นี้เป็นโจทย์ปัญหาจากชีวิตจริง (Real - life) ที่มีข้อบังคับจำนวนมากในการจัดตารางการทำงานของแพทย์ ทำให้พื้นที่คำตอบที่เป็นไปได้มีลดลงอย่างมาก ในการจัดตารางการทำงานของแพทย์หากไม่คำนึงรอบระยะเวลาวางแผนสามารถย่อตารางแพทย์ออกเป็นรายสัปดาห์ได้ ในทางกลับกันการจัดตารางการทำงานของแพทย์เป็นเพียงการนำตาราง

แพทย์ร้ายสัปดาห์เข้ามารวมด้วยกัน โดยใช้ข้อบังคับเพียงไม่กี่ข้อเป็นตัวเชื่อมตารางแพทย์แต่ละสัปดาห์เข้าด้วยกัน ด้วยข้อบังคับถึง 17 ข้อนี้ ไม่เพียงแต่ส่งผลให้พื้นที่คำตอบที่เป็นได้ลดลง แต่ยังทำให้ความหลากหลายของการจัดเรียงแพทย์ให้กับงานที่ได้รับมอบหมายลดลงไปด้วยหรืออาจเรียกได้ว่ามีอย่างจำกัด ด้วยเหตุนี้ทำให้รอบระยะเวลาการวางแผน 12 สัปดาห์ ไม่ว่าจะใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100, ระดับกลางที่ 50/50, และระดับสูงที่ 100/25 ก็ไม่ส่งผลกระทบต่อคำตอบ

5. การใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 ให้ค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของคำตอบที่ต่ำที่สุด อาจเนื่องมาจากข้อหนึ่งจำนวนการปรับปรุงคำตอบโดยการรบกวนคำตอบ (Migration foraging และ FADs) ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 มีการรบกวนคำตอบมากกว่าการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับกลางที่ 50/50 และระดับสูงที่ 100/25 และข้อสองการหาค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของคำตอบเป็นการใช้จำนวนข้อมูลตามจำนวนรอบการวนซ้ำ (Iterations) การใช้ค่าพารามิเตอร์ระดับต่ำมีรอบการวนซ้ำเท่ากับ 100 รอบ ทำให้มีโอกาสเจอคำตอบที่ดีที่สุดมากกว่าและมีจำนวนตัวเฉลี่ยมากกว่าการใช้ค่าพารามิเตอร์ระดับกลางและสูงที่มีจำนวนรอบการวนซ้ำเท่ากับ 50 และ 25 รอบ

6. จากข้อตกลงเบื้องต้นหรือข้อบังคับที่มีจำนวนมากทำให้พื้นที่ของคำตอบที่สามารถเป็นไปได้ลดลง และเมื่อจำนวนรอบการวนซ้ำเพิ่มขึ้นทำให้มีการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ต่าง ๆ เพื่อทำการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุด ด้วยเหตุผลนี้ทำให้ทุกวิธีการสามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้และทำให้คำตอบที่ค้นหามีช่วงที่แคบ ส่งผลให้ค่าเฉลี่ยที่ได้ของแต่ละวิธีการไม่แตกต่างกันมาก ทำให้การวิธีการที่แตกต่างกันไม่ส่งผลกระทบต่อคำตอบทางสถิติอย่างมีนัยสำคัญที่ 95% แต่วิธีการ HAHA with MPA FADs เป็นวิธีที่ให้ค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานดีที่สุดที่สุด นอกจากนี้จากตาราง 23 จะพบว่าความแตกต่างของวิธีการที่เปรียบเทียบกับ HAHA with MPA FADs มีค่าบวกลบหมายถึงวิธีการอื่น ๆ มีค่ามากกว่า

7. จากตาราง 24 พบว่าการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 เป็นค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับทุกวิธีการและทุกโจทย์ เพราะให้ค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ดีที่สุด เนื่องจากการปรับปรุงคำตอบในรอบการวนซ้ำแรกจะยังไม่พบคำตอบที่ดีที่สุด ทำให้รอบการวนซ้ำรอบที่สองหรือรอบถัด ๆ ไป เมื่อมีการเลือกทำกลยุทธ์ Guided foraging ซึ่งเป็นกระบวนการนำคำตอบที่ดีจากรอบการวนซ้ำที่แล้ว (หรือรอบก่อนหน้า) มาใช้ประโยชน์ อาจเป็นการปรับปรุงคำตอบให้ดียิ่งขึ้นเมื่อเทียบกับรอบการวนซ้ำก่อนหน้า ด้วยเหตุผลนี้ทำให้เมื่อมีการใช้รอบการวนซ้ำจำนวนมาก มีโอกาส 50% ที่จะเรียนแบบคำตอบที่ดีที่สุดที่พบได้จากรอบการวนซ้ำก่อนหน้าและจำนวนคำตอบที่ดีที่สุดที่พบมีจำนวนมากว่าการใช้รอบการวนซ้ำขนาดกลางหรือขนาดต่ำ

8. วิธี HAHA with MPA FADs เป็นการผสมผสานกระบวนการ FADs จากวิธี MPA (Marine Predator Algorithm) ที่เรียนแบบการทำประมงของมนุษย์ เข้ากับวิธี AHA (Artificial



Hummingbird Algorithm) วิธีการนี้มีข้อดีอยู่ในแง่ของการทำกระบวนการ Migration foraging ซึ่งเป็นกระบวนการรวบรวมคำตอบที่มีจำนวนการทำงานน้อยมาก จึงนำกระบวนการ FADs เข้ามาแก้ไขข้อดีในจุดนี้ของวิธี AHA เมื่อพิจารณาการใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ในระดับต่ำที่ 25/100 จากเดิมวิธี AHA มีการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Guided foraging และ Territorial foraging ด้วยความน่าจะเป็นกลยุทธ์อย่างละ 0.5 รวมจำนวน  $25 (N) * 100 (I) = 2500$  คำตอบ ทุกระดับค่าพารามิเตอร์  $N/I$  (High level: 100/25, Medium level: 50/50, และ Low level: 25/100) มาจากเมื่อพิจารณา ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับต่ำที่ 25/100 นั้นหมายความว่าประชากรนกฮัมมิงเบิร์ดจำนวน 25 ตัว จะต้องเลือกการปรับปรุงด้วยกลยุทธ์ Guided foraging หรือ Territorial foraging ทุกรอบการวนซ้ำ (Iterations) ในรอบ Iteration ที่ 1 มีนก 25 ตัวได้รับการปรับปรุง ในรอบรอบ Iteration ที่ 2 ประชากรนกเดิมก็จะได้รับการปรับปรุงอีก 25 ตัว เป็นอย่างนี้ไปเรื่อย ๆ จนวนรอบการทำซ้ำครบ 100 รอบ และคิดเป็นมีคำตอบที่จะได้รับการปรับปรุงเป็นจำนวน  $25 (N) * 100 (I) = 2,500$  คำตอบ และยังมีการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Migration foraging อีก 2 คำตอบ มาจากเมื่อพิจารณาวิธีการ AHA original มีเงื่อนไขการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์แบบ Migration foraging คือ  $M = 2n$  โดยที่  $M$  คือ Migration foraging และ  $n$  คือ จำนวนประชากรสูงสุด มาจากเมื่อพิจารณาใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับต่ำที่ 25/100 เมื่อเงื่อนไขการทำ Migration foraging คือ  $M = 2n$  หรือ  $M = 2 * (25) = 50$  จะมีการทำการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Migration foraging ทุกรอบ Iteration ที่ 50 หรือจะมีที่กลยุทธ์นี้ในรอบการวนซ้ำที่ 50 และรอบที่ 100 นั้น โดยจะเลือกปรับปรุงเฉพาะนกฮัมมิงเบิร์ดที่หาคำตอบได้แย่ที่สุดเพียงหนึ่งตัว ในรอบที่มีกระบวนการ Migration foraging เกิดขึ้นเท่านั้น ฉะนั้นจะมีการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Migration foraging เพิ่มขึ้นอีก 2 คำตอบ รวมวิธี AHA original เมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับต่ำที่ 25/100 มีการปรับปรุงคำตอบ 2502 คำตอบ แต่เมื่อนำกระบวนการ FADs มาแทนที่กลยุทธ์ Migration foraging จะมีการปรับปรุงคำตอบด้วยกระบวนการ FADs เพิ่มขึ้นเป็น 2500 คำตอบ มาจากการผสมผสานนำเอาวิธี MPA กระบวนการ FADs ที่มีลักษณะการปรับปรุงคำตอบแบบ Perturbation กระบวนการ FADs นี้จะทำการรวบรวมคำตอบทุก ๆ คำตอบ และทำการรวบรวมทุก ๆ รอบการวนซ้ำ เมื่อพิจารณาพารามิเตอร์  $N/I$  ระดับต่ำที่ 25/100 เมื่อประชากรนกทุกตัวทำการปรับปรุงคำตอบด้วยกลยุทธ์ Guided foraging หรือ Territorial foraging เสร็จเรียบร้อยแล้ว จากนั้นจะทำการปรับปรุงด้วยกระบวนการ FADs ประชากรทุกตัวจะได้รับการปรับปรุงคำตอบด้วย FADs และทำการปรับปรุงด้วย FADs ทุกรอบการวนซ้ำ เมื่อคำนวณแล้วจะมีคำตอบที่ได้รับการปรับปรุงด้วยกระบวนการ FADs นี้จำนวน 2,500 คำตอบ และเมื่อนำไปรวมกับก่อนหน้าทีนกฮัมมิงเบิร์ดทำการปรับปรุงด้วยกลยุทธ์ Guided foraging หรือ Territorial foraging อีกจำนวน 2,500 คำตอบ รวมแล้ววิธี HAHA with

MPA FADs มีการปรับปรุงคำตอบ 5000 คำตอบ ( $AHA_{\text{Guided or Territorial}} + MPA_{\text{FADs}} = 2,500 + 2,500 = 5,000$ ) หรือคิดเป็น 100% ที่มีการปรับปรุงด้วยการรบกวนคำตอบ

9. การลู่เข้าสู่คำตอบที่ดีที่สุดอย่างรวดเร็วของวิธี HAHA with MPA FADs เกิดจากการรบกวนคำตอบที่เพิ่มขึ้นอย่างเท่าตัว และช่วงการเบี่ยงเบนของข้อมูลมีแนวโน้มลดลงเมื่อรอบระยะเวลาการวางแผนเพิ่มขึ้น เกิดจากพื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้มีขนาดเล็กอันเนื่องมาจากข้อบังคับจำนวนมาก โจทย์ที่มีรอบระยะเวลาการวางแผนมากกว่าหนึ่งสัปดาห์ เป็นการจัดการตารางการทำงานของแพทย์รายสัปดาห์ที่นำมาต่อกันจนเป็นรอบระยะเวลาการวางแผน 2 สัปดาห์, 4 สัปดาห์, 8 สัปดาห์, และ 12 สัปดาห์ โดยแต่ละสัปดาห์ยังคงเชื่อมต่อกันภายใต้ข้อบังคับ ตารางแพทย์รายสัปดาห์มีความหลากหลายที่ถูกจำกัดด้วยข้อบังคับ ทำให้เมื่อโจทย์ที่มีรอบระยะเวลาการวางแผนเพิ่มขึ้นช่วงการเบี่ยงเบนของข้อมูลมีแนวโน้มลดลง

### แนวทางการนำงานวิจัยไปใช้ประโยชน์

การทำให้เครื่องมือช่วยจัดการตารางแพทย์มีความยืดหยุ่นและใช้ง่าย (User friendly) เป็นการทำให้เครื่องมือช่วยจัดการตารางแพทย์มีประโยชน์มากยิ่งขึ้น โดยสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับโรงพยาบาลที่มีจำนวนอาคารของแผนก ICU ที่แตกต่างกันได้ หรือจะนำไปประยุกต์ใช้กับสถานการณ์ที่เกิดการระบาดใหญ่ ยกตัวอย่างในสถานการณ์การระบาดของโรค Covid-19 ที่เป็นโรคอุบัติใหม่ในปี พ.ศ. 2562 เมื่อมีความต้องการเปิดโรงพยาบาลสนาม สามารถใช้เครื่องมือเพื่อช่วยจัดการตารางแพทย์และคำนวณจำนวนแพทย์ที่ต้องใช้เบื้องต้นในการดูแลผู้ป่วยได้ แนวคิดนี้จะยึดหลักการคำนวณแพทย์และข้อบังคับจากบทความของ Hidri et al. (2020)

ยกตัวอย่างเช่น หากมีโรงพยาบาลที่ต้องการใช้เครื่องมือช่วยจัดการตารางแพทย์เพื่อจัดการตารางงานให้กับแผนก ICU ที่อาคารจำนวน 5 อาคาร จำเป็นจะต้องมีแพทย์อย่างน้อย 10 ทีม ทีมละ 5 คน แต่ไม่เกิน 10 คนต่อทีมแพทย์หนึ่งทีม เนื่องจากโจทย์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีการจัดการตารางการทำงานของแพทย์ให้กับแผนก ICU ที่ต้องดูแลและให้บริการทั้ง 3 อาคาร โดยทั้งสามอาคารนี้ให้บริการที่ต่างกัน มีแพทย์ที่ถูกมอบหมายให้ทำงานในแผนกนี้ 18 คน และถูกแบ่งออกเป็น 6 ทีม ซึ่งจำนวนสมาชิกในทีมต้องมีอย่างน้อย 3 คน แต่ต้องไม่เกิน 6 คน เมื่อวิเคราะห์การจัดการตารางการทำงานของแพทย์ที่ผ่านมาจากบทก่อนหน้าจะพบว่าในวันทำงานปกติ (วันจันทร์ถึงวันศุกร์) ในแต่ละวันจะมีแพทย์จำนวน 2 ทีมที่ได้รับวันหยุด และเมื่อเป็นวันหยุดสุดสัปดาห์ (วันเสาร์และวันอาทิตย์) จะมีทีมแพทย์จำนวน 3 ทีมที่ได้รับวันหยุด จากการคำนวณและวิเคราะห์ผลการจัดการตารางการทำงานของแพทย์ในงานวิจัยนี้ การมีจำนวนทีมแพทย์ 6 ทีม เพื่อดูแลและให้บริการทั้ง 3 อาคาร เพียงพอต่อความต้องการรับบริการของผู้ป่วย สามารถทำให้แพทย์ทุกคนสามารถทำงานบรรลุจำนวนภาระงานขั้นต่ำที่

กำหนดได้ แต่ยังคงมีจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาที่มาก หากนำไปประยุกต์กับโรงพยาบาลอื่น อาจมีการพิจารณาจ้างแพทย์เพิ่มขึ้นเพื่อลดภาระงาน ซึ่งนี่เป็นการตัดสินใจเลือกของโรงพยาบาลและองค์กรระหว่างภาระงานของแพทย์ที่ลดลงหรือต้นทุนที่เพิ่มขึ้นที่โรงพยาบาลต้องแบกรับ (Trade off)

เมื่อเกิดการระบาดของโรคอุบัติใหม่สามารถนำเครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์มาใช้เพื่อคำนวณจำนวนแพทย์ขั้นต่ำที่ต้องการได้ตามจำนวนของโรงพยาบาลสนาม เพื่อเปิดเป็นโรงพยาบาลชั่วคราวหรือหน่วยแพทย์เคลื่อนที่ดูแลผู้ป่วย เหตุการณ์การระบาดของโรคติดต่ออุบัติใหม่ที่เกิดขึ้นในปี พ.ศ. 2562 และรู้จักกันในชื่อ “โรคโควิด 19” เป็นโรคติดต่อที่เกิดจากเชื้อไวรัสโคโรนา ซึ่งไวรัสและโรคอุบัติใหม่นี้ไม่เป็นที่รู้จักโดยเริ่มต้นที่เมืองอู่ฮั่น ประเทศจีน ในเดือนธันวาคม ปี พ.ศ. 2562 ต่อมาองค์การอนามัยโลกได้ประกาศให้การระบาดนี้เป็นภาวะฉุกเฉินทางสาธารณสุขระหว่างประเทศ เมื่อวันที่ 30 มกราคม พ.ศ. 2563 และประกาศให้เป็นโรคระบาดทั่ว ในวันที่ 11 มีนาคม พ.ศ. 2563 (WHO, 2020; BBC, 2020) ในประเทศไทยเองก็พบผู้ป่วยที่ติดเชื้อไวรัสโคโรนาจำนวนมากและเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว ซึ่งเกินขีดความสามารถของโรงพยาบาลในการรับดูแลรักษาผู้ป่วย กระทรวงสาธารณสุขประเทศไทยจึงมีแนวทางการจัดเตรียมโรงพยาบาลสนาม กรณีมีการระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 (COVID-19) ในวงกว้าง (กระทรวงสาธารณสุข, 2567) เครื่องมือช่วยจัดตารางแพทย์สามารถช่วยคำนวณจำนวนแพทย์ที่ต้องใช้ในการดูแลผู้ติดเชื้อเบื้องต้นได้ตามจำนวนโรงพยาบาลสนามที่รัฐต้องการจัดตั้ง และอาจเป็นการจัดสรรแพทย์ที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

แต่การจะนำไปประยุกต์ใช้กับโรงพยาบาลหรือในสถานการณ์ฉุกเฉินอื่น ๆ ได้ อาจจะต้องมีการปรับเปลี่ยนข้อบังคับ เนื่องจากโจทย์การจัดตารางการทำงานของแพทย์ในงานวิจัยนี้มีความเฉพาะตัวอย่างมาก และการนำไปใช้ในสถานการณ์ที่มีการระบาดใหญ่ อาจต้องคำนึงถึงการแพร่กระจายของโรคต่อแพทย์ที่เข้าไปทำงานดูแลผู้ป่วย เพราะนั่นอาจจะทำให้ต้องสูญเสียบุคลากรทางการแพทย์และเป็นการเพิ่มจำนวนผู้ป่วย

## งานวิจัยในอนาคต

งานวิจัยนี้มีการจัดตารางการทำงานของแพทย์ที่มีวัตถุประสงค์เพื่อลดเวลาการทำงานล่วงเวลาทั้งหมด แต่พบว่าการกระจายภาระงานในช่วงเวลากลางคืน (Night shift) และการกระจายจำนวนวันหยุดมีช่วงการกระจายที่กว้าง แสดงถึงความไม่เป็นธรรมในการกระจายภาระงานในช่วงเวลากลางคืนและการกระจายจำนวนวันหยุด หากอยากต้องการลดความไม่เป็นธรรมที่เกิดขึ้นนี้อาจจะต้องเปลี่ยนวัตถุประสงค์หลักของการจัดตารางการทำงานของแพทย์ เช่น การเพิ่มความเป็นธรรมทั้งหมดในการกระจายภาระงาน (Maximize the total fairness of workload) การลดภาระงานที่ไม่สมดุลทั้งหมด (Minimizing the total unbalanced workload) หรือการลดต้นทุนทั้งหมด (Minimizing the total cost) ฯลฯ ในอนาคตอาจมีการพิจารณาการเพิ่มประสิทธิภาพของการจัดตารางการทำงานของแพทย์หลายวัตถุประสงค์ (Multi-objective) ที่อาจมีการพิจารณาทั้งต้นทุนและความสมดุลในการกระจายภาระงานให้แก่แพทย์ แต่เมื่อพิจารณาหลายวัตถุประสงค์อาจส่งผลให้ผลลัพธ์ที่ได้ไม่ดีเท่าที่ควรพิจารณาวัตถุประสงค์เดียว เพราะการพิจารณาวัตถุประสงค์เดียวจะเป็นการเน้นค้นหาค่าที่ดีที่สุดเพียงสิ่งเดียวเท่านั้น ไม่ต้องทำการปรับให้เหมาะสมกับวัตถุประสงค์อื่น ๆ และยังสามารถนำวิธีเมต้าฮิวริสติกส์อื่น ๆ มาประยุกต์ใช้ในการแก้ไขปัญหการจัดตารางการทำงานของแพทย์

## ข้อเสนอแนะ

1. งานวิจัยนี้ได้ศึกษาการจัดตารางการทำงานของแพทย์ที่มีความเฉพาะตัวอย่างมาก ทั้งจำนวนอาคารในแผนก ICU จำนวนแพทย์ที่ได้รับมอบหมายให้ทำงานในแผนก ข้อบังคับ จำนวนแพทย์ขั้นต่ำและสูงสุดที่สามารถมีได้ในทีมแพทย์ เป็นต้น
2. การปรับปรุงวิธี AHA กับการปรับปรุงคำตอบโดยการใช้ตัวดำเนินการที่ยังให้ผลลัพธ์ได้ไม่ดีเท่าที่ควร แต่วิธีการการปรับปรุงที่เพิ่มการรบกวนคำตอบนั้นให้ผลลัพธ์ที่ดี แต่หากปรับให้มีจำนวนรอบการรบกวนคำตอบที่เพิ่มขึ้นอาจทำให้ผลลัพธ์ได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น
3. การผสมผสานวิธี AHA กับกระบวนการ MPA ที่ใช้ในการเสาะแสวงหาคำตอบยังให้ผลลัพธ์ได้ไม่ดีเท่าที่ควร แต่การผสมผสานวิธี AHA กับกระบวนการ MPA ในการรบกวนคำตอบให้ผลลัพธ์ที่ดี
4. ปัญหาการจัดตารางการทำงานของแพทย์นี้เป็นการพิจารณาเพียงวัตถุประสงค์เดียว ทำในการกระจายภาระงานในช่วงเวลากลางคืนและวันหยุดไม่ดีเท่าที่ควร ในอนาคตอาจพัฒนาปัญหาด้วยการปรับให้เป็นหลายวัตถุประสงค์ (Multi-objective) แต่อาจส่งผลให้เวลาการทำงานล่วงเวลาเพิ่มขึ้นหรือไม่ใช่คำตอบที่ดีที่สุด เมื่อนำปัญหาที่พิจารณาหลายวัตถุประสงค์มาเปรียบเทียบกับวัตถุประสงค์เดียว ในส่วนของเวลาการทำงานล่วงเวลา อย่างที่ได้กล่าวไปในหัวข้อก่อนหน้า

# บรรณานุกรม



## บรรณานุกรม

- กระทรวงสาธารณสุข กรมการแพทย์. (2564). *แนวทางการจัดตั้งโรงพยาบาลสนาม (กรณีมีการระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 (COVID-19) ในวงกว้าง)*.  
[https://covid19.dms.go.th/content/select\\_landding\\_page?contentid=107](https://covid19.dms.go.th/content/select_landding_page?contentid=107)
- ปิยะ นากสงค์, อัมรินทร์ เพ็ชรกุล, มณีนุช สมานหมู่, กัมพล ชมภูทิพย์, และ ธนาวุช ครรชิตะวาณิช. (2565). *สร้างระบบงานเพื่อจัดการข้อมูลด้วย Excel VBA ฉบับสมบูรณ์*. รีไวว่า กรุงเทพฯ.
- Aalloul, R., Elaissaoui, A., Harkani, A., Adhiri, R., and Benlattar, M. (2024). A simulation and modeling approach of coupled thermal and electrical behavior of PV panels using the artificial hummingbird algorithm and two-dimensional finite difference-based model. *Heliyon*, 10(6), e27244.  
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e27244>
- Abd Elaziz, M., Dahou, A., Al-Betar, M. A., El-Sappagh, S., Oliva, D., and Aseeri, A. O. (2023). Quantum Artificial Hummingbird Algorithm for Feature Selection of Social IoT. *IEEE Access*, 11, 66257-66278.  
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3290895>
- Abdallah, A. O., Pilevarzadeh, D., Ghafouri, S., and Ghaffari, A. (2023). The Application of Hybrid Krill Herd Artificial Hummingbird Algorithm for Scientific Workflow Scheduling in Fog Computing. *Journal of Bionic Engineering*, 20(5), 2443-2464. <https://doi.org/10.1007/s42235-023-00389-z>
- Abdel-Basset, M., Mohamed, R., and Abouhawwash, M. (2023). On the facile and accurate determination of the highly accurate recent methods to optimize the parameters of different fuel cells: Simulations and analysis. *Energy*, 272, 127083.  
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.127083>
- Abdullah, N., Ayob, M., Sabar, N. R., Lam, M. C., and Yong, L. C. (2023). An On-Call Shift for Anaesthetist Rostering Problem (ARP): A Mathematical Model. 5th IEEE International Conference on Artificial Intelligence in Engineering and Technology, IICAIET 2023,

- Abid, M. S., Apon, H. J., Nafi, I. M., Ahmed, A., and Ahshan, R. (2023). Multi-objective architecture for strategic integration of distributed energy resources and battery storage system in microgrids. *Journal of Energy Storage*, 72, 108276. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.108276>
- Abo-bakr, R. M., Mohamed, N., Eltaher, M. A., and Emam, S. (2024). Multi-objective optimization for snap-through response of spherical shell panels. *Applied Mathematical Modelling*, 127, 711-729. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2023.12.014>
- Abualigah, L., Ekinici, S., Izci, D., and Zitar, R. A. (2023). Modified Elite Opposition-Based Artificial Hummingbird Algorithm for Designing FOPID Controlled Cruise Control System. *Intelligent Automation and Soft Computing*, 38(2), 169-183. <https://doi.org/10.32604/iasc.2023.040291>
- Ahmed, M. M., Hassanien, E., and Hassanien, A. E. (2023). IoT-based intelligent waste management system. *Neural Computing and Applications*, 35(32), 23551-23579. <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08970-7>
- Ahmed, M. M., Hassanien, E. E., and Hassanien, A. E. (2024). A smart IoT-based monitoring system in poultry farms using chicken behavioural analysis. *Internet of Things (Netherlands)*, 25, 101010. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2023.101010>
- Alamir, N., Kamel, S., Megahed, T. F., Hori, M., and Abdelkader, S. M. (2022). Developing an Artificial Hummingbird Algorithm for Probabilistic Energy Management of Microgrids Considering Demand Response. *Frontiers in Energy Research*, 10, 905788. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2022.905788>
- Alhumade, H., Houssein, E. H., Rezk, H., Moujдин, I. A., and Al-Shahrani, S. (2023). Modified Artificial Hummingbird Algorithm-Based Single-Sensor Global MPPT for Photovoltaic Systems. *Mathematics*, 11(4), 979. <https://doi.org/10.3390/math11040979>
- Ali, H., Akhtar, F., Manna, A. K., Alrasheedi, A. F., and Shaikh, A. A. (2024). Impact of warranty and green level of the product with nonlinear demand via optimal control theory and Artificial Hummingbird Algorithm. *Scientific Reports*, 14(1), 10809. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-61453-0>

- Ali, M. A. S., Fathimathul Rajeeana, P.P., and Salama Abd Elminaam, D. (2022). A Feature Selection Based on Improved Artificial Hummingbird Algorithm Using Random Opposition-Based Learning for Solving Waste Classification Problem. *Mathematics*, 10(15), 2675. <https://doi.org/10.3390/math10152675>
- Amir, I. Y., Yusuf, A. M., and Uwanuakwa, I. D. (2024). A Metaheuristic Approach of predicting the Dynamic Modulus in Asphalt Concrete. *Engineering, Technology and Applied Science Research*, 14(2), 13106-13111. <https://doi.org/10.48084/etasr.6808>
- Ansari, G., Pal, A., Srivastava, A. K., and Verma, G. (2023). Machine learning approach to surface plasmon resonance bio-chemical sensor based on nanocarbon allotropes for formalin detection in water. *Sensing and Bio-Sensing Research*, 42, 100605. <https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2023.100605>
- Arbatsofla, S. M., Mazinan, A. H., Mahmoodabadi, M. J., and Nekoui, M. A. (2023). Fuzzy fractional-order adaptive robust feedback linearization control optimized by the multi-objective artificial hummingbird algorithm for a nonlinear ball-wheel system. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 45(11), 575. <https://doi.org/10.1007/s40430-023-04455-9>
- Aswath, S., Sundaram, V. R. S., and Mahdal, M. (2023). An Adaptive Sleep Apnea Detection Model Using Multi Cascaded Atrous-Based Deep Learning Schemes With Hybrid Artificial Humming Bird Pity Beetle Algorithm. *IEEE Access*, 11, 113114-113133. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3319452>
- Attiya, I., Al-Qaness, M. A. A., Elaziz, M. A., and Aseeri, A. O. (2024). Boosting task scheduling in IoT environments using an improved golden jackal optimization and artificial hummingbird algorithm. *AIMS Mathematics*, 9(1), 847-867. <https://doi.org/10.3934/math.2024043>
- Ayyarao, T. S. L. V., and Kishore, G. I. (2024). Parameter estimation of solar PV models with artificial humming bird optimization algorithm using various objective functions. *Soft Computing*, 28(4), 3371-3392. <https://doi.org/10.1007/s00500-023-08630-x>



- Bakir, H. (2024a). Enhanced artificial hummingbird algorithm for global optimization and engineering design problems. *Advances in Engineering Software*, 194, 103671. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2024.103671>
- Bakir, H. (2024b). A novel artificial hummingbird algorithm improved by natural survivor method. *Neural Computing and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-09928-z>
- Bakr, H. A., Salama, A. M., Fares, A., and Zaky, A. B. (2023). Physician Scheduling using Constraint Satisfaction Programming. Proceedings of the 11th International Japan-Africa Conference on Electronics, Communications, and Computations, JAC-ECC 2023,
- Basavaraja, P. H., and Ganesarathinam, S. (2022). An Ensemble-Of-Deep Learning Model with Optimally Selected Features for Osteoporosis Detection from Bone X-Ray Image. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 15(5), 194-206. <https://doi.org/10.22266/ijies2022.1031.18>
- Belbachir, N., Kamel, S., Hassan, M. H., and Zellagui, M. (2024). Optimizing energy management of hybrid wind generation-battery energy storage units with long-term memory artificial hummingbird algorithm under daily load-source uncertainties in electrical networks. *Journal of Energy Storage*, 78, 110288. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.110288>
- Beniwal, R., and Kumar, N. (2024). Energy optimized artificial hummingbird algorithm for routing in IoT-based software-defined WSN. *International Journal of Communication Systems*, 37(8), e5748. <https://doi.org/10.1002/dac.5748>
- Bensalem, S., Havelund, K., and Orlandini, A. (2014). Verification and validation meet planning and scheduling. *International Journal on Software Tools for Technology Transfer*, 16(1), 1-12. <https://doi.org/10.1007/s10009-013-0294-x>
- Bhagat, S. K., and Saikia, L. C. (2023). Application of inertia emulation control strategy with energy storage system in multi-area hydro -thermal system using a novel metaheuristic optimized tilt controller. *Electric Power Systems Research*, 222, 109522. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2023.109522>
- Bhagat, S. K., Saikia, L. C., and Babu, N. R. (2023). Application of artificial hummingbird algorithm in a renewable energy source integrated multi-area power system

considering Fuzzy based tilt integral derivative controller. *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, 4, 100153.

<https://doi.org/10.1016/j.prime.2023.100153>

Bhat, S. J., and Santhosh, K. V. (2022). An artificial hummingbird algorithm based localization with reduced number of reference nodes for wireless sensor networks. *Physical Communication*, 55, 101921.

<https://doi.org/10.1016/j.phycom.2022.101921>

Bhattacharjee, V., Roy, P. K., and Chatteraj, C. (2023). Optimal design of forced-draft counter-flow evaporative-cooling towers through single and multi-objective optimizations using oppositional chaotic artificial hummingbird algorithm. *Thermal Science and Engineering Progress*, 46, 102178.

<https://doi.org/10.1016/j.tsep.2023.102178>

Bhattacharjee, V., Roy, P. K., and Chatteraj, C. (2024). Opposition-Based Artificial Hummingbird Algorithm Applied to Elementary Machine Design Problems. *SN Computer Science*, 5(1), 175. <https://doi.org/10.1007/s42979-023-02356-1>

Blum, C., Puchinger, J., Raidl, G. R., and Roli, A. (2011). Hybrid metaheuristics in combinatorial optimization: A survey. *Applied Soft Computing Journal*, 11(6), 4135-4151. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2011.02.032>

Camiat, F., Restrepo, M. I., Chauny, J. M., Lahrichi, N., and Rousseau, L. M. (2021). Productivity-driven physician scheduling in emergency departments. *Health Systems*, 10(2), 104-117. <https://doi.org/10.1080/20476965.2019.1666036>

Cao, J., Yang, Y., Qu, N., Xi, Y., Guo, X., and Dong, Y. (2024). A low-carbon economic dispatch method for regional integrated energy system based on multi-objective chaotic artificial hummingbird algorithm. *Scientific Reports*, 14(1), 4129. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-54733-2>

Cappanera, P., Visintin, F., and Rossi, R. (2022). The emergency department physician rostering problem: obtaining equitable solutions via network optimization. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 34(4), 916-959.

<https://doi.org/10.1007/s10696-021-09426-7>

Celik, M., and Soyulu, S. (2022). Parameter estimation study of polymer electrolyte membrane fuel cell using artificial hummingbird algorithm. *Proceedings of the*

- Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 237(8), 1956 - 1967. <https://doi.org/10.1177/09544062221133766>
- Chansombat, S. (2017). *Manufacturing and Maintenance Scheduling for Complex Products Using Metaheuristics* [Ph.D. dissertation, Naresuan University]. Phitsanulok Thailand.
- Chansombat, S., Musikapun, P., Pongcharoen, P., and Hicks, C. (2019). A Hybrid Discrete Bat Algorithm with Krill Herd-based advanced planning and scheduling tool for the capital goods industry. *International Journal of Production Research*, 57(21), 6705-6726. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1471240>
- Chauhan, S., Vashishtha, G., Kumar, R., Zimroz, R., Gupta, M. K., and Kundu, P. (2024). An adaptive feature mode decomposition based on a novel health indicator for bearing fault diagnosis. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 226, 114191. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114191>
- Chen, K., Chen, L., and Hu, G. (2023). PSO-Incorporated Hybrid Artificial Hummingbird Algorithm with Elite Opposition-Based Learning and Cauchy Mutation: A Case Study of Shape Optimization for CSGC-Ball Curves. *Biomimetics*, 8(4), 377. <https://doi.org/10.3390/biomimetics8040377>
- Chen, X., Liu, C., Lin, B., Lai, J., and Miao, D. (2024). AHA-3WKM: The optimization of K-means with three-way clustering and artificial hummingbird algorithm. *Information Sciences*, 672, 120661. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2024.120661>
- Chen, Z., Wang, Y., Zhang, K., Chan, T. H. T., and Wang, Z. (2024). Damage detection and location using a simulated annealing-artificial hummingbird algorithm with an improved objective function. *Structural Health Monitoring*. <https://doi.org/10.1177/14759217241233733>
- Cildoiz, M., Mallor, F., and Mateo, P. M. (2021). A GRASP-based algorithm for solving the emergency room physician scheduling problem. *Applied Soft Computing*, 103, 107151. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107151>

- Damcı-Kurt, P., Zhang, M., Marentay, B., and Govind, N. (2019). Improving physician schedules by leveraging equalization: Cases from hospitals in U.S. *Omega (United Kingdom)*, 85, 182-193. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2018.06.011>
- Das, S., Akbar Shaikh, A., Kumar Bhunia, A., and Konstantaras, I. (2024). Warranty, free service and rework policy for an imperfect manufacturing system with SAR sensitive demand under emission taxation. *Computers and Industrial Engineering*, 187, 109765. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109765>
- Das, S., Mandal, G., Manna, A. K., Shaikh, A. A., and Bhunia, A. K. (2023). Effects of emission reduction and rework policy in a production system of green products: An interval valued optimal control theoretic approach. *Computers and Industrial Engineering*, 179, 109212. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109212>
- Dhas, M. M., and Singh, N. S. (2024). FINE-TUNING MobileNetV3 WITH DIFFERENT WEIGHT OPTIMIZATION ALGORITHMS FOR CLASSIFICATION OF DENOISED BLOOD CELL IMAGES USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. *International Journal for Multiscale Computational Engineering*, 22(6), 65-93. <https://doi.org/10.1615/intjmultcompeng.2024051541>
- Dhiravidachelvi, E., Senthil, P. S., Prabavathi, R., and Bala, S. C. (2022). Artificial Humming Bird Optimization–Based Hybrid CNN-RNN for Accurate Exudate Classification from Fundus Images. *Journal of Digital Imaging*, 36(1), 59 - 72. <https://doi.org/10.1007/s10278-022-00707-7>
- Dorigo, M., Maniezzo, V., and Coloni, A. (1996). Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 26(1), 29-41. <https://doi.org/10.1109/3477.484436>
- Du, J., Wang, Y., and Ji, Z. (2024). Energy consumption forecast model of CNC machine tools based on support vector regression optimized by improved artificial hummingbird algorithm. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part I: Journal of Systems and Control Engineering*. <https://doi.org/10.1177/09596518241247861>
- Duong, T. L., Nguyen, N. A., Nguyen, T. T., and Le, H. C. (2022). Optimal Operation of Electric Power System Incorporating Renewable Energy Source Based on

Artificial Hummingbird Algorithm. *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, 14(4), 841-855.

<https://doi.org/10.15676/ijeei.2022.14.4.8>

Ebeed, M., Abdelmotaleb, M. A., Khan, N. H., Jamal, R., Kamel, S., Hussien, A. G., Zawbaa, H. M., Jurado, F., and Sayed, K. (2024). A Modified Artificial Hummingbird Algorithm for solving optimal power flow problem in power systems. *Energy Reports*, 11, 982-1005.

<https://doi.org/10.1016/j.egy.2023.12.053>

Ekinci, S., Izci, D., and Kayri, M. (2023). Artificial hummingbird optimizer as a novel adaptive algorithm for identifying optimal coefficients of digital IIR filtering systems. *International Journal of Modelling and Simulation*.

<https://doi.org/10.1080/02286203.2023.2240564>

Ekinci, S., Izci, D., and Yilmaz, M. (2023). Simulated Annealing Aided Artificial Hummingbird Optimizer for Infinite Impulse Response System Identification. *IEEE Access*, 11, 88627-88636. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3303328>

El-Sattar, H. A., Kamel, S., Hassan, M. H., and Jurado, F. (2022). An effective optimization strategy for design of standalone hybrid renewable energy systems. *Energy*, 260, 124901. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.124901>

El-Sehiemy, R., Shaheen, A., El-Fergany, A., and Ginidi, A. (2023). Electrical parameters extraction of PV modules using artificial hummingbird optimizer. *Scientific Reports*, 13(1), 9240. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-36284-0>

Elaziz, M. A., Dahou, A., El-Sappagh, S., Mabrouk, A., and Gaber, M. M. (2022). AHA-AO: Artificial Hummingbird Algorithm with Aquila Optimization for Efficient Feature Selection in Medical Image Classification. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(19), 9710. <https://doi.org/10.3390/app12199710>

Emam, M. M., Houssein, E. H., Tolba, M. A., Zaky, M. M., and Hamouda Ali, M. (2023). Application of modified artificial hummingbird algorithm in optimal power flow and generation capacity in power networks considering renewable energy sources. *Scientific Reports*, 13(1), 21446.

<https://doi.org/10.1038/s41598-023-48479-6>

- Erhard, M. (2021). Flexible staffing of physicians with column generation. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 33(1), 212-252.  
<https://doi.org/10.1007/s10696-019-09353-8>
- Erhard, M., Schoenfelder, J., Fugener, A., and Brunner, J. O. (2018). State of the art in physician scheduling. *European Journal of Operational Research*, 265(1), 1-18.  
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.06.037>
- Essa, F. A., Elaziz, M. A., Al-Betar, M. A., and Elsheikh, A. H. (2023). Performance prediction of a reverse osmosis unit using an optimized Long Short-term Memory model by hummingbird optimizer. *Process Safety and Environmental Protection*, 169, 93-106. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2022.10.071>
- Ezzat, D., Soliman, M., Ahmed, E., and Hassanien, A. E. (2023). An optimized explainable artificial intelligence approach for sustainable clean water. *Environment, Development and Sustainability*.  
<https://doi.org/10.1007/s10668-023-03712-0>
- Faramarzi, A., Heidarinejad, M., Mirjalili, S., and Gandomi, A. H. (2020). Marine Predators Algorithm: A nature-inspired metaheuristic. *Expert Systems with Applications*, 152, 113377. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113377>
- Fathollahi-Fard, A. M., Hajiaghahi-Keshteli, M., and Tavakkoli-Moghaddam, R. (2018). The Social Engineering Optimizer (SEO). *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 72, 267-293. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.04.009>
- Fathy, A. (2022). A novel artificial hummingbird algorithm for integrating renewable based biomass distributed generators in radial distribution systems. *Applied Energy*, 323, 119605. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119605>
- Feng, L., Zhou, Y., and Luo, Q. (2024). Binary Hybrid Artificial Hummingbird with Flower Pollination Algorithm for Feature Selection in Parkinson's Disease Diagnosis. *Journal of Bionic Engineering*, 21(2), 1003-1021.  
<https://doi.org/10.1007/s42235-023-00478-z>
- Feng, L., Zhou, Y., Luo, Q., and Wei, Y. (2024). Complex-valued artificial hummingbird algorithm for global optimization and short-term wind speed prediction. *Expert Systems with Applications*, 246, 123160.  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123160>

- Feng, Y. (2024). Optimizing energy efficiency: predicting heating load with a machine learning approach and meta-heuristic algorithms. *Multiscale and Multidisciplinary Modeling, Experiments and Design*.  
<https://doi.org/10.1007/s41939-024-00453-z>
- Feo, T. A., and Resende, M. G. C. (1995). Greedy Randomized Adaptive Search Procedures. *Journal of Global Optimization*, 6(2), 109-133.  
<https://doi.org/10.1007/BF01096763>
- Figlali, N., Ozkale, C., Engin, O., and Figlali, A. (2009). Investigation of Ant System parameter interactions by using design of experiments for job-shop scheduling problems. *Computers and Industrial Engineering*, 56(2), 538-559.  
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2007.06.001>
- Franklin, R. V. R., and Fathima, A. P. (2023). Frequency Regulation for State-Space Model-Based Renewables Integrated to Multi-Area Microgrid Systems. *Sustainability (Switzerland)*, 15(3), 2552. <https://doi.org/10.3390/su15032552>
- Fugener, A., and Brunner, J. O. (2019). Planning for overtime: The value of shift extensions in physician scheduling. *INFORMS Journal on Computing*, 31(4), 732-744. <https://doi.org/10.1287/IJOC.2018.0865>
- Ge, Y., Zhang, C., Wang, Y., Chen, J., Wang, Z., Shahzad Nazir, M., and Peng, T. (2024). A novel hybrid model based on multiple influencing factors and temporal convolutional network coupling ReOSELM for wind power prediction. *Energy Conversion and Management*, 313, 118632.  
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2024.118632>
- Geetha, M., Prasanna Lakshmi, K., Arumugam, S. R., and Sandhya, N. (2023). Conditional random field-recurrent neural network segmentation with optimized deep learning for brain tumour classification using magnetic resonance imaging. *Imaging Science Journal*, 71(3), 199-220.  
<https://doi.org/10.1080/13682199.2023.2178611>
- Gendreau, M., and Potvin, J. Y. (2005). Metaheuristics in combinatorial optimization. *Annals of Operations Research*, 140(1), 189-213.  
<https://doi.org/10.1007/s10479-005-3971-7>

- Glover, F., and McMillan, C. (1986). The general employee scheduling problem. An integration of MS and AI. *Computers and Operations Research*, 13(5), 563-573. [https://doi.org/10.1016/0305-0548\(86\)90050-X](https://doi.org/10.1016/0305-0548(86)90050-X)
- Goldberg, D. E., and Holland, J. H. (1988). Genetic Algorithms and Machine Learning. *Machine Learning*, 3(2), 95-99. <https://doi.org/10.1023/A:1022602019183>
- Gross, C. N., Fugener, A., and Brunner, J. O. (2018). Online rescheduling of physicians in hospitals. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 30(1-2), 296-328. <https://doi.org/10.1007/s10696-016-9274-2>
- Guler, M. G., and Gecici, E. (2020). A decision support system for scheduling the shifts of physicians during COVID-19 pandemic. *Computers and Industrial Engineering*, 150, 106874. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106874>
- Guru, N., Nayak, M. R., Barisal, A. K., and Patnaik, S. (2024). A price-regulated scheduling of electric vehicle with grid supporting photovoltaic and battery storage. *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, 7, 100494. <https://doi.org/10.1016/j.prime.2024.100494>
- Haddad, S., Lekouaghet, B., Benghanem, M., Soukkou, A., and Rabhi, A. (2022). Parameter Estimation of Solar Modules Operating Under Outdoor Operational Conditions Using Artificial Hummingbird Algorithm. *IEEE Access*, 10, 51299-51314. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3174222>
- Hakmi, T., Hamdi, A., Laouissi, A., Abderazek, H., Chihaoui, S., and Yallese, M. A. (2024). Mathematical Modeling Using ANN Based on k-fold Cross Validation Approach and MOAHA Multi-Objective Optimization Algorithm During Turning of Polyoxymethylene POM-C. *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*, 18(1), 179-190. <https://doi.org/10.59038/jjmie/180114>
- Hamida, M. A., El-Sehiemy, R. A., Ginidi, A. R., Elattar, E., and Shaheen, A. M. (2022). Parameter identification and state of charge estimation of Li-Ion batteries used in electric vehicles using artificial hummingbird optimizer. *Journal of Energy Storage*, 51, 104535. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104535>
- Hidri, L., Gazdar, A., and Mabkhot, M. M. (2020). Optimized procedure to schedule physicians in an intensive care unit: A case study. *Mathematics*, 8(11), 1-24, 1976. <https://doi.org/10.3390/math8111976>



- Hirbod, F., Eshghali, M., Sheikhasadi, M., Jolai, F., and Aghsami, A. (2023). A state-dependent M/M/1 queueing location-allocation model for vaccine distribution using metaheuristic algorithms. *Journal of Computational Design and Engineering*, 10(4), 1507-1530. <https://doi.org/10.1093/jcde/qwad058>
- Hu, G., Zhong, J., Zhao, C., Wei, G., and Chang, C. T. (2023). LCAHA: A hybrid artificial hummingbird algorithm with multi-strategy for engineering applications. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 415, 116238. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2023.116238>
- Imtiaz, S., Yang, L., Azib Khan, H. M., Mudassir Munir, H., Alharbi, M., and Jamil, M. (2024). Wind-assisted microgrid grid code compliance employing a hybrid Particle swarm optimization-Artificial hummingbird algorithm optimizer-tuned STATCOM. *Wind Energy*, 27(7), 711-732. <https://doi.org/10.1002/we.2908>
- Jaballah, M. S., Harzallah, S., and Nail, B. (2023). Vibration Control and Seismic Damages Reduction for Structural Buildings Based on Optimal Fractional-Order Controller and a Graphical User Interface Development. *Journal of Vibration Engineering and Technologies*, 11(8), 4349-4370. <https://doi.org/10.1007/s42417-022-00819-y>
- Jacob, T. P., Pravin, A., and Kumar, R. R. (2022). A secure IoT based healthcare framework using modified RSA algorithm using an artificial hummingbird based CNN. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 33(12), e4622. <https://doi.org/10.1002/ett.4622>
- Jafari, M., Salajegheh, E., and Salajegheh, J. (2021). Elephant clan optimization: A nature-inspired metaheuristic algorithm for the optimal design of structures. *Applied Soft Computing*, 113, 107892. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107892>
- Jamaesha, S. S., Kumar, R. S., and Gowtham, M. S. (2024). Cluster based hybrid optimization and kronecker gradient factored approximate optimum path curvature network for energy efficiency routing in WSN. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 17(3), 1588-1609. <https://doi.org/10.1007/s12083-024-01675-1>

- Jamal, R., Zhang, J., Men, B., Khan, N. H., Ebeed, M., and Kamel, S. (2023). Solution to the deterministic and stochastic Optimal Reactive Power Dispatch by integration of solar, wind-hydro powers using Modified Artificial Hummingbird Algorithm. *Energy Reports*, 9, 4157-4173.  
<https://doi.org/10.1016/j.egy.2023.03.036>
- Jemla Naik, A. K., Parameswarappa, M., and Ramachandra, M. N. (2024). Multiobjective, trust-aware, artificial hummingbird algorithm-based secure clustering and routing with mobile sink for wireless sensor networks. *ETRI Journal*.  
<https://doi.org/10.4218/etrij.2023-0330>
- Jia, L., Jialong, H., Wanghao, S., Cheng, M., Jili, W., and Yuzhi, H. (2024). Optimised LightGBM-based health condition evaluation method for the functional components in CNC machine tools under strong noise background. *Measurement Science and Technology*, 35(4), 046116.  
<https://doi.org/10.1088/1361-6501/ad1807>
- Jiang, L., Shang, X., Jin, B., Zhang, Z., and Zhang, W. (2024). Black-box modeling of ship maneuvering motion using multi-output least-squares support vector regression based on optimal mixed kernel function. *Ocean Engineering*, 293, 116663.  
<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2023.116663>
- Jiang, P., Liu, Z., Abedin, M. Z., Wang, J., Yang, W., and Dong, Q. (2024). Profit-driven weighted classifier with interpretable ability for customer churn prediction. *Omega (United Kingdom)*, 125, 103034.  
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2024.103034>
- Kanokmedhakul, Y., Bureerat, S., Panagant, N., Radpukdee, T., Pholdee, N., and Yildiz, A. R. (2024). Metaheuristic-assisted complex H-infinity flight control tuning for the Hawkeye unmanned aerial vehicle: A comparative study. *Expert Systems with Applications*, 248, 123428. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123428>
- Kansal, V., and Dhillon, J. S. (2022). Ameliorated artificial hummingbird algorithm for coordinated wind-solar-thermal generation scheduling problem in multiobjective framework. *Applied Energy*, 326, 120031.  
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120031>

- Karaboga, D., and Akay, B. (2009). A comparative study of Artificial Bee Colony algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, 214(1), 108-132.  
<https://doi.org/10.1016/j.amc.2009.03.090>
- Katipoğlu, D., and Soylu, S. (2024). Design of Optimal FOPI Controller for Two-Area Time-Delayed Load Frequency Control System with Demand Response. *Journal of Electrical Engineering and Technology*.  
<https://doi.org/10.1007/s42835-024-01900-0>
- Kennedy, J., and Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. IEEE International Conference on Neural Networks - Conference Proceedings,
- Kirkpatrick, S., Gelatt Jr, C. D., and Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598), 671-680.  
<https://doi.org/10.1126/science.220.4598.671>
- Kıymac, E., and Kaya, Y. (2023). A novel automated CNN arrhythmia classifier with memory-enhanced artificial hummingbird algorithm. *Expert Systems with Applications*, 213, 119162. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119162>
- Kondisetti, L., and Katragadda, S. (2024). A multi-objective artificial hummingbird algorithm for dynamic optimal volt-var controls for high electric vehicle load penetration in a photovoltaic distribution network. *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, 7, 100474.  
<https://doi.org/10.1016/j.prime.2024.100474>
- Kotb, M. F., El-Fergany, A. A., and Gouda, E. A. (2022). Estimation of electrical transformer parameters with reference to saturation behavior using artificial hummingbird optimizer. *Scientific Reports*, 12(1), 19623.  
<https://doi.org/10.1038/s41598-022-24122-8>
- Kraul, S. (2020). Annual scheduling for anesthesiology medicine residents in task-related programs with a focus on continuity of care. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 32(1), 181-212. <https://doi.org/10.1007/s10696-019-09365-4>
- Kumar, A. S., and Srinivasan, S. (2023). Metaheuristics with Vector Quantization Enabled Codebook Compression Model for Secure Industrial Embedded Environment. *Intelligent Automation and Soft Computing*, 36(3), 3607-3620.

<https://doi.org/10.32604/iasc.2023.036647>

Lan, S., Fan, W., Liu, T., and Yang, S. (2019). A hybrid SCA-VNS meta-heuristic based on Iterated Hungarian algorithm for physicians and medical staff scheduling problem in outpatient department of large hospitals with multiple branches. *Applied Soft Computing Journal*, 85, 105813.

<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105813>

Lan, S., Fan, W., Yang, S., and Pardalos, P. M. (2023). Physician scheduling problem in Mobile Cabin Hospitals of China during Covid-19 outbreak. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 91(2-3), 349-372.

<https://doi.org/10.1007/s10472-023-09834-5>

Lenstra, J. K., and Kan, A. H. G. R. (1981). Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks*, 11(2), 221-227.

<https://doi.org/10.1002/net.3230110211>

Li, B., Wang, T., Li, C., Dong, Z., Yang, H., Sun, Y., and Wang, P. (2022). A Strategy for Determining the Decommissioning Life of Energy Equipment Based on Economic Factors and Operational Stability. *Sustainability (Switzerland)*, 14(24), 16378. <https://doi.org/10.3390/su142416378>

Li, G., Zhang, Y., Ma, J., Zhou, H., Wu, J., Sun, S., You, D., and Zhang, Y. (2024). Improved reference condition independent method for output performance estimation of PV modules under varying operating conditions. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 16(2), 023501.

<https://doi.org/10.1063/5.0195075>

Li, H., Liu, A., Yang, Q., Yu, C., and Lyv, Z. (2023). Antenna Pattern Calibration Method for Phased Array of High-Frequency Surface Wave Radar Based on First-Order Sea Clutter. *Remote Sensing*, 15(24), 5789.

<https://doi.org/10.3390/rs15245789>

Li, N., Li, X., and Forero, P. (2022). Physician scheduling for outpatient department with nonhomogeneous patient arrival and priority queue. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 34(4), 879-915. <https://doi.org/10.1007/s10696-021-09414-x>

- Li, Y., Ding, Z., Yu, Y., and Liu, Y. (2023). Hybrid energy storage power allocation strategy based on parameter-optimized VMD algorithm for marine micro gas turbine power system. *Journal of Energy Storage*, 73, 109189.  
<https://doi.org/10.1016/j.est.2023.109189>
- Li, Z., and Feng, F. (2023). A Safety Warning Model Based on IAHA-SVM for Coal Mine Environment. *Sensors*, 23(14), 6614. <https://doi.org/10.3390/s23146614>
- Li, Z., Hu, J., Han, Y., Li, H., Wang, J., and Lund, P. D. (2023). Parameter identification and generality analysis of photovoltaic module dual-diode model based on artificial hummingbird algorithm. *Clean Energy*, 7(6), 1219-1232.  
<https://doi.org/10.1093/ce/zkad066>
- Liberati, A., Altman, D. G., Tetzlaff, J., Mulrow, C., Gøtzsche, P. C., Ioannidis, J. P. A., Clarke, M., Devereaux, P. J., Kleijnen, J., and Moher, D. (2009). The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: Explanation and elaboration. *Italian Journal of Public Health*, 6(4), 354-391.  
<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-76549089252&partnerID=40&md5=dc8847f1671dc34e0b515045479a8b14>
- Liu, R., Fan, X., Wu, Z., Pang, B., and Xie, X. (2022). The Physician Scheduling of Fever Clinic in the COVID-19 Pandemic. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 19(2), 709-723. <https://doi.org/10.1109/TASE.2021.3114339>
- Liu, R., Wang, Z., and Wang, C. (2024). Learning-based algorithm for physician scheduling for emergency departments under time-varying demand and patient return. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 128, 107477.  
<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107477>
- Liu, R., and Xie, X. (2021). Weekly scheduling of emergency department physicians to cope with time-varying demand. *IIE Transactions*, 53(10), 1109-1123.  
<https://doi.org/10.1080/24725854.2021.1894656>
- Liu, Y., Zhang, J., Pan, X., Zhao, H., and Wei, J. (2022). An experimental analysis of several new swarm intelligence optimization algorithms. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*,

- Maged, N. A., Hasanien, H. M., Ebrahim, E. A., Tostado-Véliz, M., and Jurado, F. (2024). Optimal super twisting sliding mode control strategy for performance improvement of islanded microgrids: Validation and real-time study. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 157, 109849. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2024.109849>
- Mansini, R., and Zanotti, R. (2020). Optimizing the physician scheduling problem in a large hospital ward. *Journal of Scheduling*, 23(3), 337-361. <https://doi.org/10.1007/s10951-019-00614-w>
- Marchesi, J. F., Hamacher, S., and Fleck, J. L. (2020). A stochastic programming approach to the physician staffing and scheduling problem. *Computers and Industrial Engineering*, 142, 106281. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106281>
- Miguel-Andres, I., Ramos-Frutos, J., Sharawi, M., Oliva, D., Reyes-Davila, E., Casas-Ordaz, A., Perez-Cisneros, M., and Zapotecas-Martinez, S. (2024). Wrapper-Based Feature Selection to Classify Flatfoot Disease. *IEEE Access*, 12, 22433-22447. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3361936>
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., and Lewis, A. (2014). Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- Mladenovic, N., and Hansen, P. (1997). Variable neighborhood search. *Computers and Operations Research*, 24(11), 1097-1100. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(97\)00031-2](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(97)00031-2)
- Mohamed, E. A., Aly, M., and Watanabe, M. (2022). New Tilt Fractional-Order Integral Derivative with Fractional Filter (TFIDFF) Controller with Artificial Hummingbird Optimizer for LFC in Renewable Energy Power Grids. *Mathematics*, 10(16), 3006. <https://doi.org/10.3390/math10163006>
- Mohan, R., Rama, A., Raja, R. K., Shaik, M. R., Khan, M., Shaik, B., and Rajinikanth, V. (2023). OralNet: Fused Optimal Deep Features Framework for Oral Squamous Cell Carcinoma Detection. *Biomolecules*, 13(7), 1090. <https://doi.org/10.3390/biom13071090>

- Mohseni, S., Khalid, R., and Brent, A. C. (2022). Metaheuristic-based isolated microgrid sizing and uncertainty quantification considering EVs as shiftable loads. *Energy Reports*, 8, 11288-11308. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.08.254>
- Mohseni, S., Khalid, R., and Brent, A. C. (2023). Stochastic, resilience-oriented optimal sizing of off-grid microgrids considering EV-charging demand response: An efficiency comparison of state-of-the-art metaheuristics. *Applied Energy*, 341, 121007. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121007>
- Montgomery, D. C. (2001). *Design and Analysis of Experiments*. John Wiley & Sons Ltd.
- Montgomery, D. C. (2017). *Design and analysis of experiments*. John Wiley & Sons, Inc.
- Montgomery, D. C., and Runger, G. C. (2011). *Applied statistics and probability for engineers* (5th ed. ed.). Hoboken, N.J. : John Wiley & Sons.
- Mostafa, R. R., Kisi, O., Adnan, R. M., Sadeghifar, T., and Kuriqi, A. (2023). Modeling Potential Evapotranspiration by Improved Machine Learning Methods Using Limited Climatic Data. *Water (Switzerland)*, 15(3), 486. <https://doi.org/10.3390/w15030486>
- Mousavirad, S. J., Schaefer, G., Zhou, H., and Moghadam, M. H. (2023). How effective are current population-based metaheuristic algorithms for variance-based multi-level image thresholding? *Knowledge-Based Systems*, 272, 110587. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.110587>
- Moustafa, G., Ginidi, A. R., Elshahed, M., and Shaheen, A. M. (2023). Economic environmental operation in bulk AC/DC hybrid interconnected systems via enhanced artificial hummingbird optimizer. *Electric Power Systems Research*, 222, 109503. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2023.109503>
- Naderi, B., Ghomi, S. M. T. F., and Aminnayeri, M. (2010). A high performing metaheuristic for job shop scheduling with sequence-dependent setup times. *Applied Soft Computing Journal*, 10(3), 703-710. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.08.039>
- Nagar, A., Haddock, J., and Heragu, S. (1995). Multiple and bicriteria scheduling: A literature survey. *European Journal of Operational Research*, 81(1), 88-104. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(93\)E0140-S](https://doi.org/10.1016/0377-2217(93)E0140-S)

- Nail, B. (2023). THREE-AXIS SATELLITE ATTITUDE CONTROL USING THREE OPTIMAL FRACTIONAL-ORDER  $PI\lambda D\mu$  CONTROLLERS AND ADVANCED SWARM INTELLIGENCE ALGORITHMS. *Telecommunications and Radio Engineering (English translation of Elektrosvyaz and Radiotekhnika)*, 82(6), 13-20.  
<https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.2023046422>
- Nakrani, S., and Tovey, C. (2004). On honey bees and dynamic server allocation in internet hosting centers. *Adaptive Behavior*, 12(3-4), 223-240.  
<https://doi.org/10.1177/105971230401200308>
- Navarro, M. A., Oliva, D., Ramos-Michel, A., and Haro, E. H. (2023). An analysis on the performance of metaheuristic algorithms for the estimation of parameters in solar cell models. *Energy Conversion and Management*, 276, 116523.  
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.116523>
- Nour, M., Magdy, G., Chaves-Ávila, J. P., Sánchez-Miralles, Á., and Jurado, F. (2023). A new two-stage controller design for frequency regulation of low-inertia power system with virtual synchronous generator. *Journal of Energy Storage*, 62, 106952. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.106952>
- Omar, A., Yousri, D., Attia, H. A., and Allam, D. (2023). A new optimal control methodology for improving MPPT based on FOINC integrated with FPI controller using AHA. *Electric Power Systems Research*, 224, 109742.  
<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2023.109742>
- BBC News Online. (2020). *Coronavirus declared global health emergency by WHO*.  
<https://www.bbc.com/news/world-51318246>
- World Health Organization (WHO). (2020). *Origins of the SARS-CoV-2 virus*.  
<https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/origins-of-the-virus>
- Ozder, E. H., Ozcan, E., and Eren, T. (2020). A Systematic Literature Review for Personnel Scheduling Problems. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 19(6), 1695-1735.  
<https://doi.org/10.1142/S0219622020300050>



- Pham, V. H. S., and Huynh, L. T. (2024). Optimizing multi-objective construction management for resource-constrained project scheduling problems: a bio-inspired approach. *Asian Journal of Civil Engineering*.  
<https://doi.org/10.1007/s42107-024-01082-0>
- Pongcharoen, P., Stewardson, D. J., Hicks, C., and Braiden, P. M. (2001). Applying designed experiments to optimize the performance of genetic algorithms used for scheduling complex products in the capital goods industry. *Journal of Applied Statistics*, 28(3-4), 441-455.  
<https://doi.org/10.1080/02664760120034162>
- Pranupa, S., Sriram, A. T., and Nagaraja Rao, S. (2024). Wind farm layout optimization approach using bio-inspired meta-heuristic algorithm to minimize wake effect. *International Journal of Dynamics and Control*, 12(2), 531-550.  
<https://doi.org/10.1007/s40435-023-01172-y>
- Raghavendra, S., Neelakandan, S., Prakash, M., Geetha, B. T., Mary Rexcy Asha, S., and Roberts, M. K. (2022). Artificial humming bird with data science enabled stability prediction model for smart grids. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 36, 100821. <https://doi.org/10.1016/j.suscom.2022.100821>
- Rahimi, I., Gandomi, A. H., Deb, K., Chen, F., and Nikoo, M. R. (2022). Scheduling by NSGA-II: Review and Bibliometric Analysis. *Processes*, 10(1), 98.  
<https://doi.org/10.3390/pr10010098>
- Ramadan, A., Ebeed, M., Kamel, S., Ahmed, E. M., and Tostado-Véliz, M. (2023). Optimal allocation of renewable DGs using artificial hummingbird algorithm under uncertainty conditions. *Ain Shams Engineering Journal*, 14(2), 101872.  
<https://doi.org/10.1016/j.asej.2022.101872>
- Ramadan, A., Kamel, S., Hassan, M. H., Ahmed, E. M., and Hasanien, H. M. (2022). Accurate Photovoltaic Models Based on an Adaptive Opposition Artificial Hummingbird Algorithm. *Electronics (Switzerland)*, 11(3), 318.  
<https://doi.org/10.3390/electronics11030318>
- Rohman, F. S., Alwi, S. R. W., Muhammad, D., Idris, I., Zahan, K. A., Murat, M. N., and Azmi, A. (2024). Artificial Hummingbird-Based Optimisation with Advanced

Crowding Distance of Energy Reduction in the Polyethylene Reactors. *Process Integration and Optimization for Sustainability*, 8(1), 271-284.

<https://doi.org/10.1007/s41660-023-00369-0>

Ruby Vincy Roy, F., and Peer Fathima, A. (2024). NERC standards based cascaded FO controller for frequency regulation in restructured model with flow resources. *Heliyon*, 10(6), e27796. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e27796>

Sadoun, A. M., Najjar, I. M. R., Fathy, A., Abd Elaziz, M., Al-qaness, M. A. A., Abdallah, A. W., and Elmahdy, M. (2023). An enhanced Dendritic Neural Algorithm to predict the wear behavior of alumina coated silver reinforced copper nanocomposites. *Alexandria Engineering Journal*, 65, 809-823.

<https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.09.036>

Sadoun, A. M., Najjar, I. R., Alsuruji, G. S., Abd-Elwahed, M. S., Elaziz, M. A., and Fathy, A. (2022). Utilization of Improved Machine Learning Method Based on Artificial Hummingbird Algorithm to Predict the Tribological Behavior of Cu-Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> Nanocomposites Synthesized by In Situ Method. *Mathematics*, 10(8), 1266.

<https://doi.org/10.3390/math10081266>

Sahu, H. P., and Kashyap, R. (2023). Fine Denseganet: Automatic Medical Image Classification in Chest CT Scan Using Hybrid Deep Learning Framework. *International Journal of Image and Graphics*, 2550004.

<https://doi.org/10.1142/S0219467825500044>

Salvendy, G. (2001). *Handbook of Industrial Engineering: Technology and Operations Management*. John Wiley & Sons, Inc.

Samare Hashemi, S. M., Robati, A., and Kazerooni, M. A. (2024). Applying the new multi-objective algorithms for the operation of a multi-reservoir system in hydropower plants. *Scientific Reports*, 14(1), 3607.

<https://doi.org/10.1038/s41598-024-54326-z>

Sarhana, S., Shaheen, A., El-Sehiemy, R., and Gafar, M. (2023). Optimal Multi-dimension Operation in Power Systems by an Improved Artificial Hummingbird Optimizer. *Human-centric Computing and Information Sciences*, 13, 13.

<https://doi.org/10.22967/HGIS.2023.13.013>

- Sarma, H., and Bardalai, A. (2024). Improvisation of artificial hummingbird algorithm through incorporation of chaos theory in intelligent optimization of fractional order PID controller tuning. *International Journal of Information Technology (Singapore)*. <https://doi.org/10.1007/s41870-024-01791-4>
- Sathish, P., Preethi, D., Dominic, C. S., and Kadiravan, G. (2024). Hybrid Optimized Deep Learning-Based Bacilli Segmentation and Infection-Level Identification of Tuberculosis Using Sputum Images. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 38(1), 2357017. <https://doi.org/10.1142/S0218001423570173>
- Savjani, N. Y., and Parekh, B. R. (2024). An adaptive protection method with directional overcurrent relay coordination using hybrid chaotic artificial humming bird optimization. *Electrical Engineering*, 106(3), 2909-2922. <https://doi.org/10.1007/s00202-023-02098-6>
- Schoenfelder, J., and Pfefferlen, C. (2018). Decision support for the physician scheduling process at a German Hospital. *Service Science*, 10(3), 215-229. <https://doi.org/10.1287/serv.2017.0192>
- Shadman Abid, M., Apon, H. J., Morshed, K. A., and Ahmed, A. (2022). Optimal Planning of Multiple Renewable Energy-Integrated Distribution System With Uncertainties Using Artificial Hummingbird Algorithm. *IEEE Access*, 10, 40716-40730. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3167395>
- Shaheen, A., El-Sehiemy, R., El-Fergany, A., and Ginidi, A. (2022). Representations of solar photovoltaic triple-diode models using artificial hummingbird optimizer. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects*, 44(4), 8787-8810. <https://doi.org/10.1080/15567036.2022.2125126>
- Sharma, M., Sharma, P. K., Vijayvergia, H. K., Garg, A., Agarwal, S. S., and Saxena, V. P. (2024). MCN portfolio: An efficient portfolio prediction and selection model using multiserial cascaded network with hybrid meta-heuristic optimization algorithm. *Network: Computation in Neural Systems*. <https://doi.org/10.1080/0954898X.2024.2346115>
- Shayeghi, H., Davoudkhani, I. F., and Bizon, N. (2024). Robust self-adaptive fuzzy controller for load-frequency control of islanded airport microgrids considering

electric aircraft energy storage and demand response. *IET Renewable Power Generation*, 18(4), 616-653.

<https://doi.org/10.1049/rpg2.12926>

Shi, X., Wang, J., and Zhang, B. (2024). A fuzzy time series forecasting model with both accuracy and interpretability is used to forecast wind power. *Applied Energy*, 353, 122015. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122015>

Singh, H., Singh, S., Gupta, A., Singh, H., Gehlot, A., and Kaur, J. (2022). Design and synthesis of circular antenna array using artificial hummingbird optimization algorithm. *Journal of Computational Electronics*.

<https://doi.org/10.1007/s10825-022-01921-w>

Singh, H., Singh, S., Kaur, J., Sharma, A., Gupta, A., and Singh, H. (2024). Performance evaluation of linear antenna array using quasi opposition modified particle swarm algorithm. *Journal of Computational Science*, 78, 102267.

<https://doi.org/10.1016/j.jocs.2024.102267>

Sooncharoen, S. (2020). *Integration of Multi-order Production and Multimodal Transportation Scheduling in Capital Goods Industry Using Metaheuristic* [dissertation, Naresuan University]. Thailand.

Sooncharoen, S., Pongcharoen, P., and Hicks, C. (2020). Grey Wolf production scheduling for the capital goods industry. *Applied Soft Computing Journal*, 94, 106480. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106480>

Soukkou, A., Soukkou, Y., Haddad, S., Benghanem, M., and Rabhi, A. (2023). Finite-Time Synchronization of Fractional-Order Energy Resources Demand-Supply Hyperchaotic Systems Via Fractional-Order Prediction-Based Feedback Control Strategy with Bio-Inspired Multiobjective Optimization. *Journal of Computational and Nonlinear Dynamics*, 18(3), 031001.

<https://doi.org/10.1115/1.4056462>

Spoorthi, B., and Mahesh, S. (2024). Hybrid optimized MRF based lung lobe segmentation and lung cancer classification using Shufflenet. *Multimedia Tools and Applications*, 83(17), 52335-52364.

<https://doi.org/10.1007/s11042-023-17570-5>

- Sreenivas, V., Sivaneasan, B., Vani, K. S., and Chakrabarti, P. (2024). Twin attention based multi-task convolutional bidirectional long short term memory for facial expression recognition. *Multimedia Tools and Applications*.  
<https://doi.org/10.1007/s11042-024-19201-z>
- Subramanian, N., S, N. B., G, S., and S, R. (2024). An Optimal Modified Bidirectional Generative Adversarial Network for Security Authentication in Cloud Environment. *Cybernetics and Systems*.  
<https://doi.org/10.1080/01969722.2024.2343988>
- Sun, P., Liu, Z., Wang, J., and Zhao, W. (2024). Interval forecasting for wind speed using a combination model based on multiobjective artificial hummingbird algorithm. *Applied Soft Computing*, 150, 111090.  
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.111090>
- Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: from design to implementation*. John Wiley & Sons, Inc.
- Tan, M., Gan, J., and Ren, Q. (2019). Scheduling emergency physicians based on a multiobjective programming approach: A case study of west China Hospital of Sichuan University. *Journal of Healthcare Engineering*, 2019, 5647078.  
<https://doi.org/10.1155/2019/5647078>
- Thongsamai, A., Chansombat, S., and Sooncharoen, S. (2024). The applications of Artificial Hummingbird Algorithm (AHA) in the optimization problems: A review of the state-of-the-art. *Engineering and Applied Science Research*, 51(2), 164-179. <https://ph01.tci-thaijo.org/index.php/easr/article/view/254296>
- Tohidi, M., Kazemi Zanjani, M., and Contreras, I. (2019). Integrated physician and clinic scheduling in ambulatory polyclinics. *Journal of the Operational Research Society*, 70(2), 177-191. <https://doi.org/10.1080/01605682.2017.1421853>
- Tohidi, M., Kazemi Zanjani, M., and Contreras, I. (2021). A physician planning framework for polyclinics under uncertainty. *Omega (United Kingdom)*, 101, 102275.  
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2020.102275>
- Trieu, P. H., and Nguyen, T. T. (2024). Reaching Maximum Electricity Sale Profit for A Thermal-Energy Storage-Renewable Power Plant System. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 17(1), 31-40.

<https://doi.org/10.22266/ijies2024.0229.04>

Umba, L. N., Amir, I. Y., Gelete, G., Gökçekuş, H., and Uwanuakwa, I. D. (2024). Artificial hummingbird algorithm-optimized boosted tree for improved rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydroinformatics*, 26(1), 203-213.

<https://doi.org/10.2166/hydro.2023.187>

Uwanuakwa, I. D., Amir, I. Y., and Umba, L. N. (2024). Enhanced asphalt dynamic modulus prediction: A detailed analysis of artificial hummingbird algorithm-optimised boosted trees. *Journal of Road Engineering*.

<https://doi.org/10.1016/j.jreng.2024.05.001>

Waleed, U., Haseeb, A., Ashraf, M. M., Siddiq, F., Rafiq, M., and Shafique, M. (2022). A Multiobjective Artificial-Hummingbird-Algorithm-Based Framework for Optimal Reactive Power Dispatch Considering Renewable Energy Sources. *Energies*, 15(23), 9250. <https://doi.org/10.3390/en15239250>

Wang, C., Liu, R., and Wu, Z. (2023). Combining Benders Decomposition and Column Generation for Physician Scheduling in Fever Clinics During Covid-19 Pandemic. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 1-14.

<https://doi.org/10.1109/TASE.2023.3320719>

Wang, F., Huang, Y. L., Ju, F., and Grega, J. C. (2022). Resident Rotation Scheduling for Categorical Internal Medicine Residency Program. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7(2), 4142-4148.

<https://doi.org/10.1109/LRA.2022.3150515>

Wang, F., Zhang, C., Zhang, H., and Xu, L. (2021). Short-term physician rescheduling model with feature-driven demand for mental disorders outpatients. *Omega (United Kingdom)*, 105, 102519. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2021.102519>

Wang, G. (2015). Highly efficient third-harmonic generation from resonant intersubband transitions in core/shell spherical quantum dots. *Optics Communications*, 355, 1-5. <https://doi.org/10.1016/j.optcom.2015.06.045>

Wang, J., Li, Y., Hu, G., and Yang, M. (2022). An enhanced artificial hummingbird algorithm and its application in truss topology engineering optimization. *Advanced Engineering Informatics*, 54, 101761.

<https://doi.org/10.1016/j.aei.2022.101761>

- Wang, L., Zhang, L., Zhao, W., and Liu, X. (2022). Parameter Identification of a Governing System in a Pumped Storage Unit Based on an Improved Artificial Hummingbird Algorithm. *Energies*, 15(19), 6966.  
<https://doi.org/10.3390/en15196966>
- Wang, Z., Liu, R., and Sun, Z. (2023). Physician Scheduling for Emergency Departments Under Time-Varying Demand and Patient Return. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 20(1), 553-570.  
<https://doi.org/10.1109/TASE.2022.3163259>
- Yang, X. S. (2008). *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*. Luniver Press.
- Yang, X. S. (2010). A new metaheuristic Bat-inspired Algorithm. In *Studies in Computational Intelligence* (Vol. 284, pp. 65-74).
- Yang, X. S., and Deb, S. (2009). Cuckoo search via Lévy flights. 2009 World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, NABIC 2009 - Proceedings,
- Yang, Y., and Petrovic, S. (2005). A novel similarity measure for heuristic selection in examination timetabling. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*,
- Yesilbudak, M. (2024). A Comparative Study on Accurate Parameter Estimation of Solar Photovoltaic Models Using Metaheuristic Optimization Algorithms. *Electric Power Components and Systems*, 52(7), 1001-1021.  
<https://doi.org/10.1080/15325008.2023.2283843>
- Yildiz, B. S., Mehta, P., Sait, S. M., Panagant, N., Kumar, S., and Yildiz, A. R. (2022). A new hybrid artificial hummingbird-simulated annealing algorithm to solve constrained mechanical engineering problems. *Materialpruefung/Materials Testing*, 64(7), 1043-1050. <https://doi.org/10.1515/mt-2022-0123>
- Yousri, D., Farag, H. E. Z., Zeineldin, H., and El-Saadany, E. F. (2023). Integrated model for optimal energy management and demand response of microgrids considering hybrid hydrogen-battery storage systems. *Energy Conversion and Management*, 280, 116809. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2023.116809>
- Yunpeng, L., Shenghuan, D., Yingbin, J., and Yuqian, M. (2023). Estimation of pile-bearing capacity applying hybrid auto-regressed models based on regression decision

- tree. *Multiscale and Multidisciplinary Modeling, Experiments and Design*.  
<https://doi.org/10.1007/s41939-023-00330-1>
- Zhang, L., Guo, S., and Qi, J. (2024). The determination of the strongest attributes of high-performance concrete featuring innovative admixtures via optimal regression-based methodologies. *Multiscale and Multidisciplinary Modeling, Experiments and Design*, 7(2), 883-893. <https://doi.org/10.1007/s41939-023-00252-y>
- Zhang, Y., Wang, H., Wang, J., Cheng, X., Wang, T., and Zhao, Z. (2024). Ensemble optimization approach based on hybrid mode decomposition and intelligent technology for wind power prediction system. *Energy*, 292, 130492.  
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.130492>
- Zhao, W., Wang, L., and Mirjalili, S. (2022). Artificial hummingbird algorithm: A new bio-inspired optimizer with its engineering applications. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 388, 114194.  
<https://doi.org/10.1016/j.cma.2021.114194>
- Zhao, W., Zhang, Z., Mirjalili, S., Wang, L., Khodadadi, N., and Mirjalili, S. M. (2022). An effective multi-objective artificial hummingbird algorithm with dynamic elimination-based crowding distance for solving engineering design problems. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 398, 115223.  
<https://doi.org/10.1016/j.cma.2022.115223>
- Zhou, Z., Hu, Y., Zhu, Z., and Wang, Y. (2023). Fabric Wrinkle Objective Evaluation Model with Random Vector Function Link Based on Optimized Artificial Hummingbird Algorithm. *Journal of Natural Fibers*, 20(1), 2163026.  
<https://doi.org/10.1080/15440478.2022.2163026>
- Zhu, C. Y., Li, Z. A., Dong, X. W., Wang, M., and Li, Q. D. (2024). Collaborative modeling-based improved moving Kriging approach for low-cycle fatigue life reliability estimation of mechanical structures. *Reliability Engineering and System Safety*, 246, 110092. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2024.110092>
- Zhu, G., and Liu, D. (2023). Modeling and IAHA Solution for Task Scheduling Problem of Processing Crowdsourcing in the Context of Social Manufacturing. *Systems*, 11(8), 383. <https://doi.org/10.3390/systems11080383>