

การประยุกต์ใช้เงินเนติกอัลกอริทึมในการจัดสมดุล สายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

ปารเมศ ชุตินา¹ และ จงกล เอี่ยมมี²
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย พญาไท กรุงเทพฯ 10330

บทคัดย่อ

สายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมเป็นสายการประกอบที่สามารถผลิตสินค้าต่างชนิดพร้อมๆ กันได้ในสายการผลิตเดียวกัน การจัดสมดุลสายการผลิตจึงเป็นสิ่งสำคัญสำหรับสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมอย่างมาก ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้เสนอแนวทางในการนำเอาเงินเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithms: GAs) มาประยุกต์ใช้ในการหาคำตอบของปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้มีจำนวนสถานีงานน้อยที่สุด และเกิดเวลาว่างงานรวมน้อยที่สุดด้วย นอกจากนี้ยังได้ศึกษาและทดสอบหาพารามิเตอร์ที่มีผลต่อประสิทธิภาพของเงินเนติกอัลกอริทึมซึ่งได้แก่ ขนาดประชากร วิธีการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ และความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน แล้วนำพารามิเตอร์ที่ได้ไปแก้ปัญหาตัวอย่างของการจัดสมดุลสายการประกอบผลิตภัณฑ์แบบผสม

จากงานวิจัยนี้พบว่าพารามิเตอร์ที่มีผลอย่างมีนัยสำคัญต่อประสิทธิภาพของเงินเนติกอัลกอริทึมในการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมคือ จำนวนประชากร วิธีการครอสโอเวอร์และความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน ดังนั้นในการนำเงินเนติกอัลกอริทึมไปใช้จริงต้องมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ซึ่งอาจจะนำค่าที่เหมาะสมที่ได้จากการทดลองในงานวิจัยนี้เป็นแนวทางเบื้องต้นได้ ผลจากการเปรียบเทียบคำตอบที่ได้จากวิธีเงินเนติกอัลกอริทึม กับวิธีการของ COMSOAL พบว่าเงินเนติกอัลกอริทึมจะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าเงินเนติกอัลกอริทึมเป็นวิธีการหาคำตอบสำหรับปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีประสิทธิภาพ และสามารถให้คำตอบที่ดีภายในระยะเวลาที่กำหนดให้ได้

คำสำคัญ : เงินเนติกอัลกอริทึม / การจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

¹ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม

² นักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษา ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม

Application of Genetic Algorithms in Mixed Model Assembly Line Balancing

Parames Chutima¹ and Jongkol Iammi²

Chulalongkorn University, Phayathai, Bangkok 10330

Abstract

Mixed model assembly lines are a type of production line where a variety of product models with similar product characteristics are assembled. Line Balancing Problems are important for an efficient use of mixed model assembly lines. This research introduces the use of artificial-intelligence based technique, so-called genetic algorithms (GAs), to solve mixed model assembly line balancing problems. Two important objectives of assembly line balancing problems are considered simultaneously including minimizing number of workstations and minimizing total idle time.

Experimental design are set up to test the significance of several parameters of GA including problem sizes, population sizes, crossover types, probability of cross-over, and probability of mutation. The results show that the factors that significantly affect the performance of GAs are population size, crossover type and probability of mutation. As a result, it is necessary to define appropriate parameters while using GAs. However, the suitable parameters obtained from the research can be used as a guideline in practice. The performance comparison between the proposed GAs and the known heuristic technique (COMSOAL) indicates that GAs performs significantly better than COMSOAL. From the research, it is found that GAs are powerful and efficient method that can search for a good solution within an acceptable time limit.

Keywords : Genetic Algorithms / Mixed Model Assembly Line Balancing

¹ Assistant Professor, Department of Industrial Engineering.

² Graduate Student, Department of Industrial Engineering.

1. บทนำ

เนื่องจากในปัจจุบันอุตสาหกรรมการผลิตมีการแข่งขันในด้านการผลิตเพื่อตอบสนองความต้องการของตลาดเป็นอย่างมาก อีกทั้งความต้องการของลูกค้ามีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา ดังนั้นสายการผลิตแบบผสมจึงมีความสำคัญมากขึ้นเนื่องจากเป็นสายการผลิตแบบที่มีความสามารถที่จะผลิตสินค้าต่างรุ่นพร้อมๆ กันได้ในสายการผลิตเดียวกัน ซึ่งจะตอบสนองความต้องการของลูกค้าได้ทั้งในด้านของรูปแบบและปริมาณสินค้าภายในช่วงระยะเวลาการผลิตหนึ่งๆ โดยไม่จำเป็นต้องมีสินค้าเก็บไว้ในคลังสินค้าเป็นจำนวนมาก

ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมจึงเป็นปัญหาที่สำคัญมากปัญหาหนึ่ง เนื่องจากการผลิตสินค้าต่างชนิดพร้อมๆ กันในสายการผลิตเดียวกันอาจก่อให้เกิดปัญหาในเรื่องความสมดุลในการทำงานของสถานีงาน (work station) เนื่องจากชิ้นงาน (work element) แต่ละชิ้นของแต่ละผลิตภัณฑ์ใช้เวลาในการทำงานไม่เท่ากัน เมื่อนำมารวมกลุ่มและจัดให้สถานีทำงาน จะทำให้เวลาทำงานในแต่ละสถานีงานไม่เท่ากัน ส่งผลให้เกิดความไม่ต่อเนื่องในระบบการผลิต (คอขวด) ดังนั้นเพื่อให้สายงานการประกอบมีประสิทธิภาพมากขึ้น จึงจำเป็นต้องแก้ปัญหาดังกล่าวโดยการจัดสมดุลสายการผลิต (line balancing)

ลักษณะปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมเป็นปัญหา NP-Hard แบบ Combinatorial Optimization [1] หมายถึงปัญหาที่ใช้เวลาในการหาคำตอบยาวนานและเวลาในการหาคำตอบจะเพิ่มมากขึ้นเป็นแบบเอ็กโปเนนเชียลเมื่อขนาดของปัญหาเพิ่มขึ้น ในอดีตการแก้ปัญหาดังกล่าวสามารถทำได้โดยวิธีการคณิตศาสตร์ เช่น Stephen and Carlos [2] ได้ทำการศึกษาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผสมโดยวิธีทางด้านโปรแกรมเชิงคณิตศาสตร์ (Mathematical Programming) กับสายการผลิตที่มีผลิตภัณฑ์ 2 ชนิดมีชิ้นงานทั้งหมด 16 ชิ้นงาน ซึ่งต้องใช้ตัวแปรถึง 126 ตัว และข้อจำกัด (constraint) ถึง 60 ข้อ สรุปได้ว่าการอาศัยวิธีการทางคณิตศาสตร์เหมาะสมที่จะใช้ในทางทฤษฎีเท่านั้น ไม่เหมาะสมที่จะใช้ในทางปฏิบัติ รวมทั้งวิธีการทางด้านฮิวริสติกอื่นๆ เช่น Hoffman Technique [3] และ Rank Position Weight ดังนั้นจึงมีการนำเอาคอมพิวเตอร์เข้ามาช่วยในการแก้ปัญหา (COMSOAL) ทำให้การแก้ปัญหาทำได้ง่ายขึ้น แต่อย่างไรก็ตามเนื่องจากในปัจจุบันนี้อุตสาหกรรมมีการพัฒนาเพิ่มขึ้นส่งผลให้การออกแบบผลิตภัณฑ์มีรูปแบบที่หลากหลายและขั้นตอนการทำงานก็เพิ่มมากขึ้น การคำนวณโดยวิธีการเดิมจึงทำได้ยากและใช้เวลานานมากขึ้น จึงควรมีการพัฒนาวิธีการใหม่ขึ้นมาใช้แทน แม้ปัจจุบันเริ่มมีการนำ GAs เข้ามาประยุกต์ใช้ในการจัดสมดุลสายการประกอบ แต่ส่วนใหญ่แล้วจะใช้กับการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์เดียว [4] ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้ขยายขอบเขตการพัฒนาไปสู่การนำเอาวิเจเนติกอัลกอริทึม (GAs) เข้ามาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาดังกล่าวโดยการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

สำหรับรายละเอียดของการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมจะแสดงในส่วนที่ 2 ในส่วนที่ 3 จะเป็นแนวทางการประยุกต์ใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการแก้ปัญหา สำหรับในส่วนที่ 4 และ 5 จะนำเสนอการทดลองและแนวทางในการกำหนดค่าพารามิเตอร์ของ GAs ในส่วนที่ 6 จะเป็นการทดลองนำ GAs ที่เสนอไว้ก่อนหน้านี้ไปแก้ปัญหาดังกล่าวและเปรียบเทียบคำตอบที่ได้กับวิธี COMSOAL และส่วนที่ 7 จะกล่าวถึงผลสรุปของงานวิจัย

2. การจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

การจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม เป็นปัญหาการจัดสมดุลของสายงานการประกอบให้กับผลิตภัณฑ์มากกว่า 1 ชนิดขึ้นไป โดยที่มีการกำหนดเวลาทำงานของชิ้นงานแต่ละชิ้นเป็นค่าแน่นอน โดยทั่วไปแล้วผลิตภัณฑ์ที่ถูกรวมในสายงานการประกอบแบบผสมมักจะมีชิ้นงานและแผนภาพแสดงความสัมพันธ์ก่อนหลัง (precedence diagram) ที่คล้ายกัน ดังนั้นเราจึงมักออกแบบสายงานการประกอบเพียงแบบเดียวเพื่อรองรับผลิตภัณฑ์ดังกล่าว ในการจัดสมดุลของสายงานการประกอบเช่นนี้ ต้องการผลของการจัดที่ให้คำตอบที่ดีที่สุดโดยรวม (overall optimum solution) วิธีการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมมีอยู่ 2 วิธี คือ วิธีโปรแกรมเชิงคณิตศาสตร์และวิธีฮิวริสติก ซึ่งวิธีโปรแกรมคณิตศาสตร์ไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้ในทางปฏิบัติ เพราะมีความยุ่งยากซับซ้อน และใช้เวลาในการหาคำตอบนานสำหรับปัญหาขนาดใหญ่ จึงมีผู้คิดค้นวิธีการแก้ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมขึ้น ซึ่งเป็นวิธีการที่ง่ายและเหมาะสมที่จะนำมาประยุกต์ใช้มากกว่า นั่นคือวิธีการของ Thomopoulos [5] โดยนำวิธีการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์เดียวมาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม โดยให้พิจารณาถึงแผนการผลิตทั้งหมดในแต่ละวันหรือในช่วงเวลาจะ แทนที่จะพิจารณาถึงรอบเวลาการผลิต (cycle time basis) ซึ่งสรุปได้ดังนี้คือ

- (1) ใช้ระยะเวลาทำงานต่อวัน หรือต่อกะ แทนรอบเวลาการผลิต
- (2) แทนเวลาย่อยในแต่ละชิ้นงาน ด้วยเวลาทั้งหมดที่ต้องการใช้ทำงานนั้นๆ สำหรับทุกๆ ชิ้นงาน ของทุกๆ แบบผลิตภัณฑ์
- (3) แผนภาพลำดับก่อนหลังรวม (overall precedence diagram) เกิดจากการรวมกันของแผนภาพลำดับก่อนหลังของแต่ละผลิตภัณฑ์

ลักษณะปัญหาทั่วไปของปัญหาจะเป็นปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม [6] ซึ่งมีเป็นสายงานการประกอบแบบอนุกรมสำหรับการผลิตแบบต่อเนื่อง โดยมีเวลาทำงานของชิ้นงานแต่ละชิ้นงานเป็นเวลามาตรฐานและคงที่ ในการจัดชิ้นงานจะยึดหลักการจัดเพื่อให้จำนวนสถานีทำงานน้อยที่สุด ดังนั้นจึงต้องพยายามจัดงานให้เต็มความสามารถของแต่ละสถานีงานก่อน แล้วจึงนำไปจัดให้สถานีงานถัดไป โดยมีวัตถุประสงค์ในการจัดเพื่อให้มีจำนวนสถานีงานน้อยที่สุดและเพื่อให้เกิดเวลาว่างงานรวมน้อยที่สุดดังสมการที่ (1) และ (2) นอกจากนี้ยังพิจารณาการจัดเพื่อให้มีภาระงานในแต่ละสถานีงานเท่าๆ กันอีกด้วย นั่นคือให้มีความแปรปรวนของภาระงานน้อยที่สุดตามสมการที่ (3)

$$\text{Minimize } n \text{ เมื่อ } [W/T] \leq n \leq N \quad (1)$$

$$\text{Minimize Total Idle Time} = \text{Minimize } \sum_i^n (T - T_i) \quad (2)$$

$$wv = \frac{\sum_{i=1}^n \left(T_i - \left(\frac{W}{n} \right) \right)^2}{n} \quad (3)$$

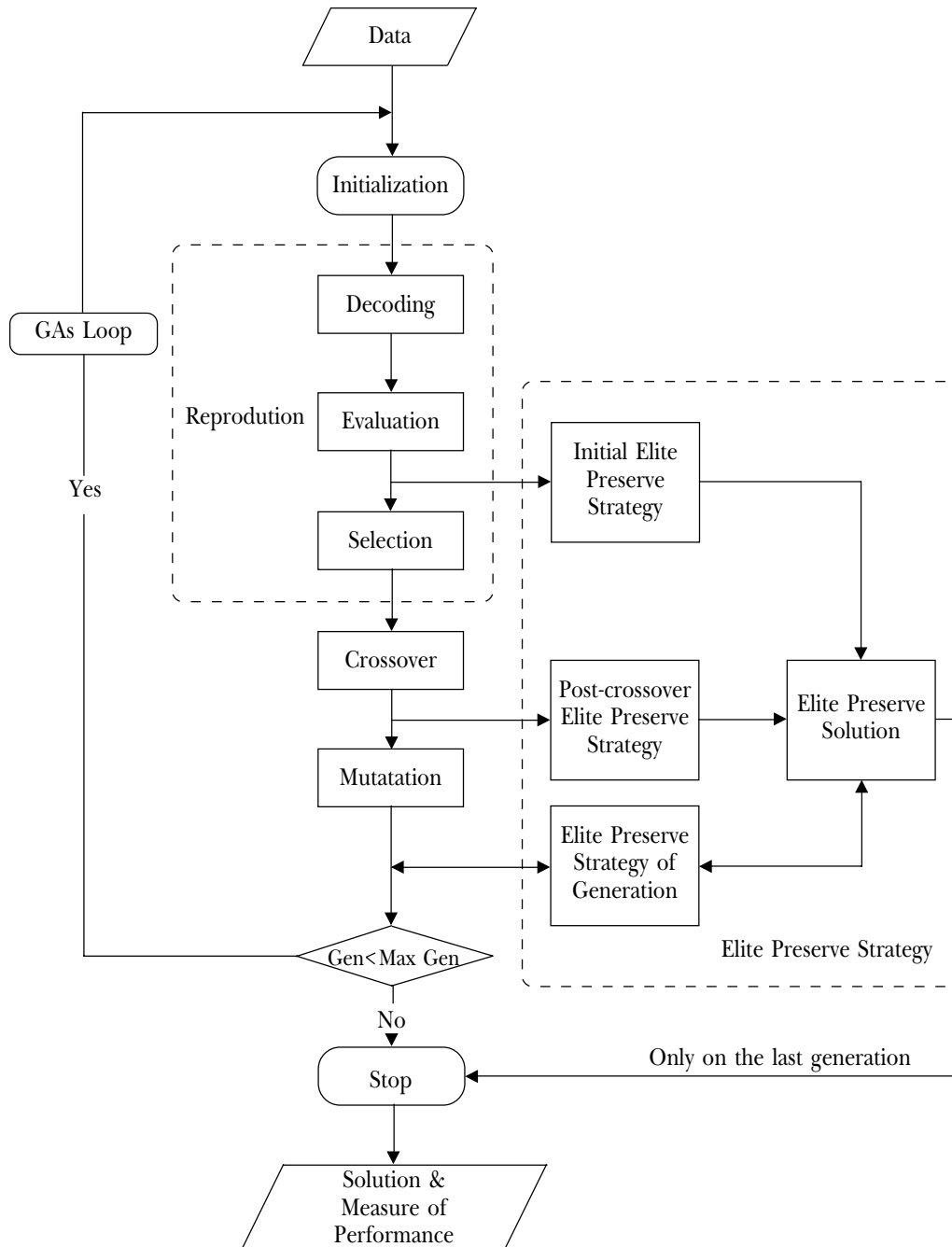
เมื่อ WV คือความแปรปรวนของภาระงาน, n คือจำนวนสถานีงาน, N คือ จำนวนสถานีงานสูงสุดที่ยอมรับได้, W คือ เวลาทำงานรวมของทุกชั้นงาน ($W = \sum_{i=1}^n T_i$), T_i คือ เวลาทำงานของสถานีงานที่ i , และ T คือ ระยะเวลาทำงาน (period of time)

เนื่องจากปัญหาการจัดสมดุลของสายงานการประกอบที่พิจารณาเป็นแบบกำหนดเวลาทำงานคงที่ ดังนั้นไม่ว่าจะจัดแบบใดค่าผลรวมของเวลาทำงานรวมของเวลาทำงานในแต่ละสถานีจะมีค่าเท่าเดิม คือเท่ากับเวลาทำงานรวมของทุกชั้นงาน และระยะเวลาทำงานจะเป็นค่าที่กำหนดให้ซึ่งมีค่าคงที่ ดังนั้นถ้าต้องการให้สมการที่ (2) มีค่าน้อยที่สุด จะต้องทำให้จำนวนสถานีงานน้อยที่สุดด้วย ดังนั้นวัตถุประสงค์ทั้งสองข้อจึงสอดคล้องกัน

3. การประยุกต์ใช้เงินเนติกอัลกอริทึมในการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

เงินเนติกอัลกอริทึม [7] เป็นวิธีการค้นหาคำตอบโดยมีพื้นฐานมาจากกระบวนการคัดเลือกทางธรรมชาติ (natural selection) และกระบวนการคัดเลือกทางพันธุศาสตร์ (natural genetic selection) โดยการคัดเลือกสตริง (string) ที่มีความเหมาะสมจากกลุ่มของสตริงทั้งหมดด้วยวิธีการสุ่ม และนำสตริงเหล่านี้ไปผ่านกระบวนการคัดเลือกที่เลียนแบบกระบวนการคัดเลือกทางธรรมชาติเพื่อหาสตริงที่มีความเหมาะสมในการอยู่รอด ซึ่งสตริงที่มีความเหมาะสมนี้คือคำตอบที่ดีที่สุด หรือใกล้เคียงคำตอบที่ดีที่สุด

เงินเนติกอัลกอริทึม (GAs) ที่นำมาใช้ในการแก้ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 1 ซึ่งมีขั้นตอนโดยสรุปคือ



รูปที่ 1 แผนผังแสดงโครงสร้างและวิธีการของเจเนติกอัลกอริทึม

Data Input : รับข้อมูลเข้าต่างๆ ซึ่งได้แก่ จำนวนชิ้นงาน เวลารวมแต่ละชิ้นงาน ความสัมพันธ์ตามลำดับก่อนหลังของงาน ช่วงระยะเวลาการทำงาน จำนวนสถานีสูงสุดที่ยอมรับได้

Representation & Initialization : นำข้อมูลต่างๆ มาสร้างคำตอบเบื้องต้นแบบสุ่มจำนวน *popsiz*e ตัว โดยผ่านกระบวนการใส่รหัสคำตอบ (representation) และการสร้างประชากรเบื้องต้น (initial population) ประชากรหรือคำตอบของปัญหาเบื้องต้น จะถูกใส่รหัสให้อยู่ในรูปของสตริงคำตอบ วิธีการใส่รหัสที่ใช้คือวิธี Sequence-Oriented Representation [8] ซึ่งจะนำเอาชิ้นงานทั้งหมดมาเรียงกันตามลำดับที่จะนำไปจัดให้กับสถานีทำงาน ลักษณะของสตริงคำตอบคือ คำตอบ 1 คำตอบแทนด้วยสตริงคำตอบ 1 ตัวที่เรียกว่า โครโมโซม ใน 1 โครโมโซมจะแบ่งเป็นหน่วยเล็กๆ ที่เรียกว่า บิต (Bit) หรือ ยีน (gene) เรียงกันอยู่ จำนวนของบิตจะเท่ากับจำนวนชิ้นงานทั้งหมดที่ต้องทำบนสายงานการประกอบที่พิจารณา ตัวอย่างเช่น สตริงคำตอบ [1 3 5 2 4 6 14 15 7 8 9 13 10 11 12] จะได้ว่าใน 1 โครโมโซมมี 15 บิต หมายถึง สายงานการประกอบที่พิจารณามี 15 ชิ้นงาน งานแรกที่จะนำไปจัดให้กับสถานีคืองานในตำแหน่งแรก ซึ่งคือชิ้นงานที่ 1 ชิ้นงานถัดไปที่จะนำไปจัดให้กับสถานีคืองานในตำแหน่งที่ 2 ซึ่งก็คือชิ้นงานที่ 4 งานที่จะนำไปจัดอีกคืองานที่อยู่ในตำแหน่งถัดไปตามลำดับ ถ้ากำหนดให้เวลาทำงานของแต่ละชิ้นงานในโครโมโซมดังกล่าวคือ [42 65 103 90 123 114 89 90 38 41 22 105 69 46 32] และระยะเวลาทำงานของแต่ละสถานีคือ 360 ดังนั้นคำตอบหนึ่งของผลการจัดที่เป็นไปได้คือ {[1 3 5 2], [4 6 14], [14 7 8 9 13], [10 11 12]} โดยที่ตัวเลขที่อยู่ในเครื่องหมาย “[]” จะหมายถึงชิ้นงานต่างๆ ที่ถูกจัดให้อยู่ภายใต้สถานีที่กำหนดให้ ซึ่งในที่นี้จะจัดได้ทั้งหมด 4 สถานี

เนื่องจากความสัมพันธ์ก่อนหลังของงานเป็นข้อจำกัดที่สำคัญของปัญหาการจัดสมดุลของสายงานการประกอบ ดังนั้นในการสร้างสตริงคำตอบแต่ละตัว จึงไม่สามารถจัดลำดับงานลงในแต่ละบิตของสตริงคำตอบได้อย่างอิสระโดยการสุ่มแบบธรรมดา แต่ต้องอาศัยเครื่องมือที่เรียกว่า Precedence Matrix ช่วยในการหากลุ่มของชิ้นงานที่ไม่มีงานก่อนหน้า แล้วจึงสุ่มชิ้นงานจากเซตดังกล่าวมาใส่ในสตริงคำตอบ ชิ้นงานที่ถูกเลือกไปแล้วจะถูกตัดออกจาก Precedence Matrix จากนั้นก็จะหากลุ่มของชิ้นงานที่ไม่มีงานก่อนหน้าชุดใหม่ แล้วสุ่มเลือกชิ้นงานต่อไป ทำเช่นนี้เรื่อยๆ จนกว่าชิ้นงานทั้งหมดจะถูกจัดลงในสตริงคำตอบ วิธีนี้สามารถรับประกันได้ว่าคำตอบที่สร้างขึ้นเป็นคำตอบที่เป็นไปได้

การรีโปรดักชัน (Reproduction) : คือกระบวนการคัดเลือกสตริงที่มีความเหมาะสมสูงเพื่อเป็นคำตอบเริ่มต้นให้กับประชากรรุ่นต่อไป ในส่วนของการรีโปรดักชันจะแบ่งออกเป็น 3 ส่วนย่อย คือ

- การถอดรหัสคำตอบ (decoding) เป็นการนำชิ้นงานในสตริงคำตอบแต่ละตัวมาจัดให้สถานีทำงานที่ละสถานี โดยใช้ระยะเวลาทำงานที่กำหนดเป็นตัวบอกถึงความสามารถสูงสุดของแต่ละสถานีงาน
- การประเมินค่า (evaluation) เป็นการนำเอาผลการจัดงานให้กับสถานีงานมาคำนวณหาค่าวัตถุประสงค์ที่สนใจ เช่น เวลาว่างงานรวม จำนวนสถานีงาน ความแปรปรวนของภาระงาน หรือ ประสิทธิภาพสายการประกอบ เป็นต้น ในบทความนี้จะใช้ความแปรปรวนของภาระงานในการประเมินค่า
- การคัดเลือก (selection) เป็นการคัดเลือกสตริงตามทฤษฎีการอยู่รอดของสิ่งมีชีวิต สตริงที่มีความเหมาะสมมากกว่าจะผ่านเข้าไปในกระบวนการถัดไปของ GAs วิธีการคัดเลือกที่ใช้คือ วิธี Tournament Selection โดยสุ่มสตริงคำตอบมาสองตัวแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน สตริงคำตอบตัวที่มีความเหมาะสมมากกว่าจะถูกเลือกไป

การครอสโอเวอร์ (Crossover) : การครอสโอเวอร์เป็นขั้นตอนที่กระทำภายหลังการรีโปรดักชัน สตริงที่ถูกเลือกมาทั้งหมดจะถูกกำหนดค่าสุ่มให้ สตริงตัวใดที่มีค่าสุ่มน้อยกว่าค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ (Pc) จะถูกนำไปจับคู่ กลายเป็นสตริงพ่อแม่ (parent) แล้วมีการแลกเปลี่ยนบางส่วนของสตริงคำตอบทั้งสองเพื่อสร้างสตริงคำตอบรุ่นลูก (offspring) วิธีการครอสโอเวอร์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้มี 5 วิธี รายละเอียดและกลไกของวิธีการครอสโอเวอร์แต่ละวิธีสามารถศึกษาได้จาก Chutima and Silanon [4] และสามารถอธิบายโดยย่อได้ดังนี้

MOX (Modified One-Point Crossover) : เป็นวิธีที่ดัดแปลงมาจากการครอสโอเวอร์แบบจุดเดียวแบบธรรมดา โดยเริ่มจากการสุ่มตำแหน่งที่จะครอสโอเวอร์ (Xp) ขึ้นมา 1 ตำแหน่ง ส่วนหัวหรือค่าในตำแหน่งแรกจนถึง Xp-1 ของสตริงลูกแต่ละตัว จะได้จากค่าในตำแหน่งเดียวกันของสตริงพ่อแม่ตัวหนึ่ง ส่วนหางของสตริงลูก (ตำแหน่งที่ Xp+1 ขึ้นไป) จะได้จากค่าของสตริงพ่อแม่อีกตัวที่ถูกตัดงานที่ซ้ำกับงานที่อยู่ในส่วนหัวของสตริงลูก ตัวนั้นออกแล้ว

PMX (Partial-Mapped Crossover) : วิธีนี้จะเริ่มจากการสุ่มตำแหน่งที่จะครอสโอเวอร์ขึ้นมา 2 ตำแหน่ง gene ที่อยู่ในช่วงของตำแหน่งทั้งสองจะเรียกว่าเป็นสตริงย่อย สตริงลูกจะได้จากสตริงพ่อแม่และแม่ที่ถูกแลกเปลี่ยนสตริงย่อยกัน หลังการแลกเปลี่ยน ถ้างานในสตริงย่อยซ้ำกับงานตัวอื่น ให้แทนงานตัวอื่นที่ซ้ำด้วยงานที่อยู่ในตำแหน่งตรงกันของสตริงอีกตัว

OX (Order Crossover) : วิธีนี้คล้ายกับวิธี PMX ตรงที่ต้องเลือกสตริงย่อยอย่างสุ่มมาจากสตริงพ่อแม่ แล้วคัดลอกไปยังสตริงลูกเบื้องต้นในตำแหน่งเดียวกัน จากนั้นลบงานที่ปรากฏอยู่ในสตริงลูกเบื้องต้นแล้วออก จากสตริงแม่ จากนั้นนำงานที่เหลือในสตริงแม่มาใส่ในตำแหน่งที่ยังว่างของสตริงลูกเบื้องต้นตัวนั้น ตามลำดับจากซ้ายไปขวา

CX (Cycle Crossover) : เริ่มต้นโดยพิจารณาว่าตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงพ่อแม่มีค่าเท่าไร หากในตำแหน่งเดียวกันนี้ของสตริงแม่มีค่าไม่เท่ากัน หาค่าในตำแหน่งนี้ของสตริงพ่อแม่ไว้ จากนั้นหาว่าตำแหน่งใดของสตริงพ่อแม่มีค่าเท่ากับค่าในสตริงแม่ในตำแหน่งที่ผ่านมา แล้วพิจารณาว่าในตำแหน่งดังกล่าวของสตริงแม่มีค่าเท่ากับค่าในตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงพ่อแม่หรือไม่หากมีค่าไม่เท่ากันให้คงค่าของสตริงพ่อแม่ในตำแหน่งดังกล่าวไว้ และทำซ้ำขั้นตอนดังกล่าวจนพบตำแหน่งในสตริงแม่ที่มีค่าเท่ากับค่าในตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงพ่อแม่ จากนั้นให้ทำการสลับที่ระหว่างค่าในตำแหน่งที่ไม่ผ่านขั้นตอนขั้นต้นของสตริงพ่อแม่

PBX (Position-Base Crossover) : โดยเลือกตำแหน่งครอสโอเวอร์จากสตริงพ่อแม่อย่างสุ่ม แล้วนำค่าในตำแหน่งที่เลือกของสตริงพ่อแม่ ไปใส่ในตำแหน่งเดียวกันในสตริงลูก ตัดค่าที่อยู่ตรงตำแหน่งตำแหน่งครอสโอเวอร์ที่เลือกของสตริงพ่อแม่ออกจากสตริงแม่ นำค่าที่เหลืออยู่ในสตริงแม่มาใส่ในสตริงลูก

การซ่อมแซมคำตอบ : จากวิธีการครอสโอเวอร์ทั้ง 5 วิธี มีเพียงวิธี MOX เท่านั้นที่สามารถรับประกันได้ว่าจะให้ประชากรรุ่นลูกที่เป็นคำตอบที่เป็นไปได้ตั้งนั้นจึงต้องทำการซ่อมแซมคำตอบที่ได้จากวิธีอื่นๆ เพื่อให้ได้สตริงคำตอบที่ไม่ขัดกับหลักความสัมพันธ์ก่อนหลังของงาน การซ่อมแซมคำตอบจะมีวิธีการคล้ายกับการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น คือต้องใช้ Precedence Matrix ช่วยในการหากลุ่มของชิ้นงานที่ไม่มีงานก่อนหน้า แต่การเลือกงานจากเซตดังกล่าวมาใส่ในสตริงคำตอบตัวใหม่ จะเลือกจากชิ้นงานที่อยู่ในตำแหน่งที่น้อยที่สุดในสตริงคำตอบที่จะซ่อมแซมแทนการเลือกแบบสุ่ม ทั้งนี้เพื่อให้สตริงคำตอบภายหลังการซ่อมแซมมีลักษณะคล้ายตัวเดิมมากที่สุด

อัตราการครอสโอเวอร์ (Pc) : เป็นพารามิเตอร์ที่สำคัญอย่างหนึ่งสำหรับกลไกการหาคำตอบของ GAs โดยจะแสดงถึงอัตราส่วนของจำนวนของสตริงลูกที่ถูกสร้างขึ้นในแต่ละเจนเนอเรชันต่อขนาดของประชากร(pop__size) อัตราส่วนนี้จะควบคุมจำนวนของโครโมโซม ($Pc \times pop_size$) ที่จะผ่านกระบวนการครอสโอเวอร์

การมิวเตชัน (Mutation) : วิธีการมิวเตชันเป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญอย่างมากในการจัดสมมูลของสายงานการประกอบโดยเจเนติกอัลกอริทึม สตริงคำตอบทุกตัวจะถูกกำหนดค่าสุ่มให้ สตริงตัวที่มีค่าสุ่มน้อยกว่าค่าความนำจะเป็นในการมิวเตชันจะถูกนำมาทำการมิวเตชันโดยวิธี Random Sequence Mutation (หรือ Scramble Mutation [9]) วิธีนี้จะเริ่มจากการสุ่มตำแหน่งที่จะมิวเตชันมา 1 ตำแหน่ง จากนั้น ชั้นงานที่อยู่ด้านซ้ายมือของตำแหน่งดังกล่าวจะถูกคัดลอกมาเป็นส่วนหัวของสตริงตัวใหม่ส่วนงานในตำแหน่งที่เหลือจะได้มาจากวิธีเดียวกันกับการสตริงคำตอบเบื้องต้นโดยอาศัย Precedence Matrix ที่มีการตัดงานที่อยู่ในส่วนหัวของสตริงคำตอบตัวใหม่ออกไปแล้ว การมิวเตชันแบบนี้จะทำให้คำตอบที่เป็นไปได้อยู่แล้ว จึงไม่ต้องทำการซ่อมแซมคำตอบอีกครั้ง (กลไกในรายละเอียดสามารถศึกษาได้จาก Chutima and Silanon [4])

อัตราการมิวเตชัน (Pm) หมายถึง เปอร์เซ็นต์ของจำนวนยีนทั้งหมดในประชากรที่จะเกิดการมิวเตชันขึ้น ซึ่งจะเป็นตัวคอยควบคุมอัตราการเกิดของยีนใหม่ในประชากรและการที่ยีนใหม่นี้ถูกสร้างขึ้นให้อยู่ในประชากรปัจจุบันก็จะทำให้โอกาสในการหาคำตอบที่มีความหลากหลายมากขึ้น

เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุด (Elite Preserve Strategy) [10] : เนื่องจากสตริงคำตอบที่ได้จากการครอสโอเวอร์และการมิวเตชัน อาจเป็นคำตอบที่แย่กว่าคำตอบที่เคยปรากฏในเจเนเนอเรชันที่ผ่านๆ มา ดังนั้นจึงต้องมีการเก็บค่าที่ดีที่สุดเอาไว้เพื่อใช้เปรียบเทียบกับค่าที่ดีที่สุดของสตริงคำตอบชุดใหม่ ถ้าหาก Elite Preserve Solution ให้ค่า Fitness ที่ดีกว่าค่าที่ดีที่สุดของสตริงชุดใหม่ก็ให้เอา Elite Preserve Solution แทนที่ค่าที่แย่ที่สุด ทั้งนี้เพื่อให้สตริงคำตอบที่ดีที่สุดเท่าที่พบยังคงอยู่ในกระบวนการของ GAs ต่อไป เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุดแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ

Initial Elite Preserve Strategy : หาค่าคำตอบที่ดีที่สุดจากประชากรเจเนเนอเรชันแรกและเก็บค่าคำตอบที่ดีที่สุดนี้ไว้เป็น Elite Preserve Solution

Post-crossover Elite Preserve Strategy : หาค่าคำตอบที่ดีที่สุดจากการครอสโอเวอร์ แล้วนำมาเปรียบเทียบกับ Elite Preserve Solution ที่มีอยู่ ถ้าคำตอบที่ได้จากการครอสโอเวอร์ดีกว่า ก็ให้เก็บคำตอบนั้นเป็น Elite Preserve Solution แทน

Elite Preserve Strategy of Generation : หาค่าคำตอบที่ดีที่สุดจากการมิวเตชัน แล้วนำมาเปรียบเทียบกับ Elite Preserve Solution ที่มีอยู่ ถ้าคำตอบที่ได้จากการมิวเตชันดีกว่า ก็ให้เก็บคำตอบนั้นเป็น Elite Preserve Solution แทน แต่ถ้า Elite Preserve Solution ดีกว่า ก็ให้แทนที่คำตอบที่แย่ที่สุดจากการมิวเตชันด้วย Elite Preserve Solution

การตรวจสอบสภาวะการหยุดทำงาน : การดำเนินการตามกระบวนการของ GAs จะสิ้นสุดเมื่อบรรลุเงื่อนไขในการหยุดซึ่งมีอยู่ 2 อย่างคือ จะหยุดเมื่อจำนวนเจเนเนอเรชันเกินจำนวนเจเนเนอเรชันสูงสุดที่กำหนด หรือหยุดเมื่อค่าของสมการวัตถุประสงค์ที่นานเกินกว่าจำนวนเจเนเนอเรชันที่กำหนด เมื่อหยุดแล้วคำตอบที่ดีที่สุดจะได้มาจากสตริงคำตอบที่เก็บไว้โดยใช้ค่า Fitness สูงสุดเป็นเกณฑ์การพิจารณา

4. การออกแบบทดลอง

วิธีเงินเนติกอัลกอริทึม (GAs) ที่นำมาใช้ในการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมนั้น มีพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องหลายตัว การกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสมจะทำให้ประสิทธิภาพของ GAs ดีขึ้น ดังนั้นจึงได้ทำการออกแบบการทดลอง [11] และทำการทดลองตามวิธีของการออกแบบการทดลอง (experimental design) [12] เพื่อหาพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องอย่างเหมาะสม โดยวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของ GAs ในด้านความสามารถในการหาคำตอบที่ดีที่สุด วิธีการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนคือ

1. การหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากความสามารถในการหาคำตอบที่ดีที่สุด
2. การหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากความเร็วในการลู่เข้าหาคำตอบ
3. การหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของ WV และค่าเฉลี่ยของลำดับที่ของเงินเนอเรนซ์ที่พบคำตอบ

ในการทดลองจะใช้ปัญหาตัวอย่างจำนวน 4 ปัญหาซึ่งมีจำนวนชิ้นงาน 19, 114 และ 194 งาน อีก 1 ปัญหาได้มาจากการสุ่มซึ่งมีขนาด 49 งาน (ดูรายละเอียดของปัญหาได้ในเอกสารอ้างอิง [14]) ใช้การทดลองแบบ Full Factorial Design ที่ระดับความเชื่อมั่น 0.95 โดยใช้ค่า Workload Variance เป็นคำตอบบนสอง มีปัจจัยและระดับปัจจัยที่พิจารณาดังนี้

■ จำนวนประชากร แบ่งออกเป็น 3 ระดับ ความเหมาะสมของแต่ละระดับได้มาจากการทดลองเบื้องต้น (pilot run) ซึ่งได้ทำการทดสอบภายใต้จำนวนเงินเนอเรนซ์ไม่มากนัก (500 เงินเนอเรนซ์) ซึ่งระดับที่เลือกขึ้นมาทำการทดลองในขั้นต่อไปนี้เป็นระดับที่ให้คำตอบที่ดีในระหว่างการทำการทดลองเบื้องต้น ซึ่งได้แก่

- 10 15 และ 20 สำหรับปัญหา 19 และ 49 งาน
- 10 20 และ 30 สำหรับปัญหา 114 และ 194 งาน

- วิธีครอสโอเวอร์ แบ่งเป็น 5 ระดับ คือ MOX PMX CX OX และ PBX
- Pc แบ่งเป็น 3 ระดับคือ 0.8 0.9 และ 1.0 (มาจาก pilot run เช่นเดียวกันกับการหาระดับของจำนวนของประชากร)
- Pm แบ่งเป็น 3 ระดับคือ 0.2 0.3 และ 0.4 (มาจาก pilot run เช่นเดียวกันกับการหาระดับของจำนวนของประชากร)

แต่ละการทดลองมีจำนวนการทำซ้ำเท่ากับ 2 ดังนั้นจำนวนการทดลองทั้งหมดของแต่ละปัญหาเท่ากับ 270 ข้อมูล จำนวนเงินเนอเรนซ์สูงสุดที่ใช้ในแต่ละปัญหารวมทั้งระดับปัจจัยต่างๆ ได้มาจากการพิจารณาและทดลองทำ pilot run อย่างคร่าวๆ ในกรณีที่ใช้ค่า Workload Variance เป็นคำตอบบนสองแล้วยังไม่สามารถวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของบางปัจจัยได้ ให้นำระดับปัจจัยที่เหลือมาวิเคราะห์อีกครั้งโดยให้ลำดับที่ของเงินเนอเรนซ์ที่พบคำตอบเป็นคำตอบบนสองแทน ทั้งนี้เนื่องจากความเร็วในการลู่เข้าหาคำตอบเป็นตัวกำหนดประสิทธิภาพของ GAs อีกประการหนึ่ง

5. ผลการทดลอง

จากการทดลองและวิเคราะห์ผลด้วยการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) และ Duncan's Multiple Range Test ที่ระดับความเชื่อมั่น 0.95 แสดงได้ดังตารางที่ 1 ซึ่งสามารถสรุปได้ดังนี้คือ

ตารางที่ 1 ผลการทดสอบพารามิเตอร์ของ GAs

กรณีศึกษา	พารามิเตอร์	ค่าที่เหมาะสม	
		ค่าตอบสนองคือ Workload Variance	ค่าตอบสนองคือ ลำดับที่ของเงินเนอเรนซ์ ที่พบค่าตอบ
ปัญหา 19 ชั้นงาน	จำนวนประชากร วิธีการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน	15 20 OX ไม่มีผล 0.3 0.4	15 20 OX ไม่มีผล 0.3 0.4
ปัญหา 49 ชั้นงาน	จำนวนประชากร วิธีการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน	15 20 ไม่มีผล ไม่มีผล 0.3 0.4	15 20 ไม่มีผล ไม่มีผล 0.3 0.4
ปัญหา 114 ชั้นงาน	จำนวนประชากร วิธีการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน	30 PMX ไม่มีผล 0.3	30 PMX ไม่มีผล 0.3
ปัญหา 194 ชั้นงาน	จำนวนประชากร วิธีการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน	20 30 MOX PMX ไม่มีผล 0.2 0.3	20 30 MOX PMX ไม่มีผล 0.2 0.3

กรณีของปัญหาขนาด 19 ชั้นงาน การวิเคราะห์ที่แสดงให้เห็นว่าปัจจัยที่มีผลต่อ GAs อย่างมีนัยสำคัญคือ จำนวนประชากรและวิธีการครอสโอเวอร์ ซึ่งค่าที่เหมาะสมคือจำนวนประชากร 15 และ 20 วิธีการครอสโอเวอร์แบบ OX และ ความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน (Pm) 0.3 และ 0.4 สำหรับปัญหา 49 งาน ปัจจัยที่มีผลต่อ GAs คือ จำนวนประชากร ความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน ซึ่งค่าที่เหมาะสมคือ จำนวนประชากร 15 และ 20 ส่วน Pm ที่เหมาะสมคือ 0.3 และ 0.4 สำหรับปัญหา 114 งาน ปัจจัยที่มีผลต่อ GAs คือ จำนวนประชากร วิธีการครอสโอเวอร์ และความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน โดยมีค่าที่เหมาะสมคือ จำนวนประชากร 30 วิธีการครอสโอเวอร์แบบ PMX และค่า Pm 0.3

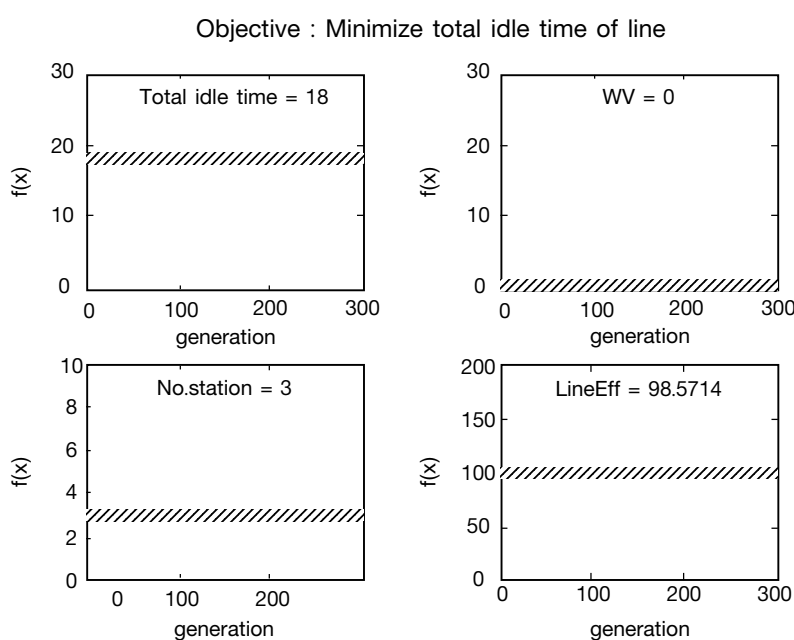
ปัจจัยที่มีผลต่อ GAs สำหรับปัญหา 194 งานคือ จำนวนประชากร วิธีการครอสโอเวอร์ และความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน (Pm) โดยค่าที่เหมาะสมคือ จำนวนประชากร 20 และ 30 วิธีการครอสโอเวอร์แบบ MOX และ PMX ส่วน Pm ที่เหมาะสมคือ 0.2 และ 0.3

จากการทดลองสามารถให้แนวทางในการกำหนดค่าพารามิเตอร์อย่างคร่าวๆ ได้ว่า ควรใช้จำนวนประชากรขนาด 15 หรือ 20 แต่ถ้าต้องการให้เวลาในการคำนวณน้อยแนะนำให้ใช้ประชากร 15 และใช้วิธีการครอสโอเวอร์แบบ OX ร่วมกับการซ่อมแซมคำตอบสำหรับปัญหาขนาด 19 และ 49 ชิ้นงาน ใช้จำนวนประชากร 30 วิธีการครอสโอเวอร์แบบ PMX ร่วมกับการซ่อมแซมคำตอบ สำหรับปัญหาขนาด 114 และ 194 ชิ้นงาน ส่วนค่า Pm ควรอยู่ระหว่าง 0.3-0.4

จากผลการวิเคราะห์ที่ได้จากปัญหาดังกล่าวทั้งหมดสามารถสรุปได้ว่า ปัจจัยที่มีผลต่อการหาคำตอบของ GAs อย่างมีนัยสำคัญคือ จำนวนประชากร ความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และวิธีการครอสโอเวอร์ สำหรับความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ไม่มีผลต่อประสิทธิภาพของ GAs ทั้งในเรื่องของความสามารถในการหาคำตอบที่ดีที่สุดและความสามารถในการลู่เข้าหาคำตอบและในการทดสอบจะได้พารามิเตอร์ที่ให้คำตอบที่ดีพอๆ กันและใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุดหลายค่า แสดงให้เห็นว่าช่วงของพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลองนี้เป็นช่วงที่ยอมรับได้ และสามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการกำหนดระดับปัจจัยที่แคบลงได้ในการใช้งานจริง

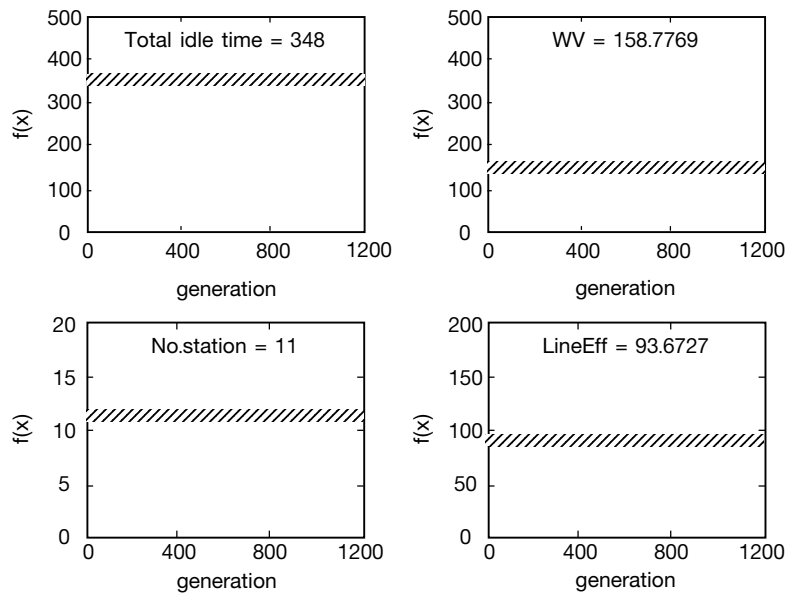
6. การเปรียบเทียบคำตอบที่ได้จากวิธี GAs กับวิธี COMSOAL

ในการใช้วิธีเจเนติกอัลกอริทึมในการแก้ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหาดังกล่าวทั้ง 4 ปัญหาโดยใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการวิเคราะห์เพื่อทดลองหาคำตอบที่ดีที่สุดของแต่ละปัญหาแล้วนำไปเปรียบเทียบกับคำตอบที่ได้จาก COMSOAL [13] นั้น จากรูปที่ 2-5 พบว่ากราฟแสดงค่า Measure of Performance ต่างๆ มีแนวโน้มลู่เข้าหาค่าที่ดีที่สุดอย่างรวดเร็วดังจะเห็นได้จากรูปที่ 2, 3 และ 4 โดยเฉพาะค่าวัตถุประสงค์คือค่าเวลาว่างงานรวม และจำนวนสถานีงาน ให้ค่าที่ดีที่สุดตั้งแต่เจเนอเรชันที่ 1 และค่า Measure of Performance ต่างๆ สามารถลู่เข้าสู่ค่าที่ดีที่สุดค่าหนึ่งและคงที่จนกว่าจะถึงเงื่อนไขในการหยุด แสดงให้เห็นว่าวิธี GAs สามารถให้คำตอบที่ดีที่สุดหรือใกล้เคียงที่ดีที่สุดได้อย่างรวดเร็ว



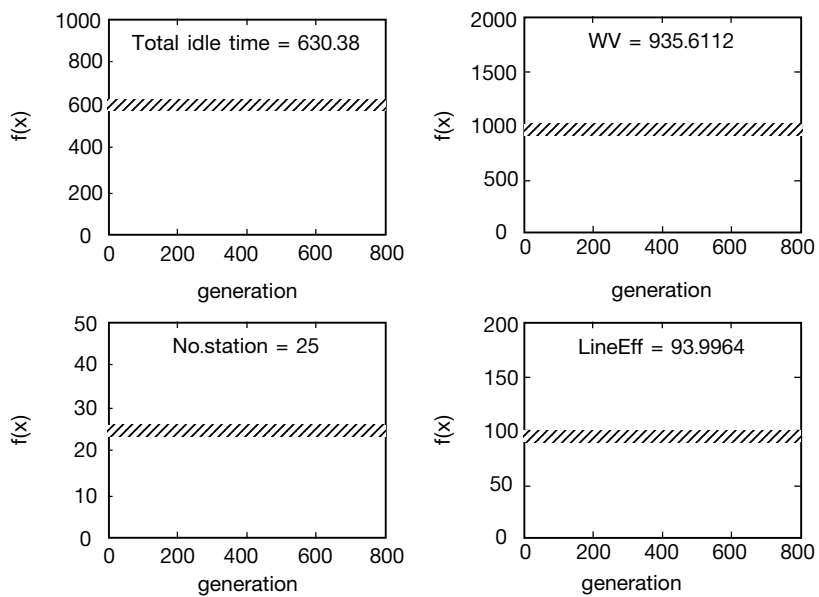
รูปที่ 2 ผลการหาคำตอบโดยวิธี GAs ของปัญหาดังกล่าวขนาด 19 ชิ้นงาน

Objective : Minimize total idle time of line



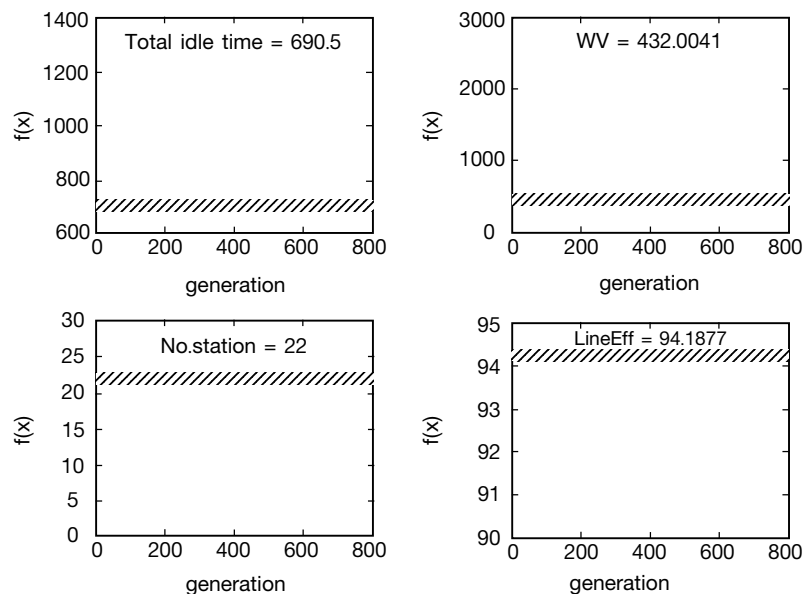
รูปที่ 3 ผลการหาคำตอบโดยวิธี GAs ของปัญหาตัวอย่างขนาด 49 ชั่งงาน

Objective : Minimize total idle time of line



รูปที่ 4 ผลการหาคำตอบโดยวิธี GAs ของปัญหาตัวอย่างขนาด 114 ชั่งงาน

Objective : Minimize total idle time of line



รูปที่ 5 ผลการหาคำตอบโดยวิธี GAs ของปัญหาตัวอย่างขนาด 194 ชั้นงาน

สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการหาคำตอบระหว่างวิธี GAs กับ วิธี COMSOAL ในตารางที่ 2 พบว่า

ตารางที่ 2 แสดงผลการเปรียบเทียบคำตอบที่ได้จากวิธี GAs และวิธี COMSOAL

ปัญหาตัวอย่าง	พารามิเตอร์	วิธี GAs	วิธี COMSOAL
19 ชั้นงาน	จำนวนสถานี เวลารวม Workload Variance ประสิทธิภาพสายการผลิต	3 0 18 98.57	3 18 38.667 98.57
49 ชั้นงาน	จำนวนสถานี เวลารวม Workload Variance ประสิทธิภาพสายการผลิต	11 348 158.78 93.67	12 849 3312.69 85.85
114 ชั้นงาน	จำนวนสถานี เวลารวม Workload Variance ประสิทธิภาพสายการผลิต	25 630.38 935.61 93.99	25 630.38 1200.54 93.99
194 ชั้นงาน	จำนวนสถานี เวลารวม Workload Variance ประสิทธิภาพสายการผลิต	22 690.5 432.00 94.19	22 690.25 3445.953 94.50

ในปัญหาขนาด 19 ชิ้นงาน เมื่อพิจารณาค่า Measure of Performance ต่างๆ จะได้ว่าทั้งสองวิธีให้จำนวนสถานี เวลาว่างงานรวม และประสิทธิภาพสายการผลิตเท่ากัน แต่คำตอบที่ได้จากวิธี GAs นั้นจะมีค่า Workload Variance ที่ต่ำกว่าคำตอบจากวิธี COMSOAL ถึง 100%

สำหรับปัญหา 49 ชิ้นงานพบว่าวิธี GAs ให้จำนวนสถานีต่ำกว่าวิธี COMSOAL จำนวน 1 สถานี คิดเป็นร้อยละ 8.34 ส่วนค่า Workload Variance วิธี GAs ให้ค่าต่ำกว่าถึงร้อยละ 95.21 เมื่อพิจารณาเวลาว่างงานรวมพบว่าวิธี GAs ให้ค่าต่ำกว่าวิธี COMSOAL ร้อยละ 59.01 และในส่วนของประสิทธิภาพสายการผลิตนั้นวิธี GAs ให้คำตอบที่ดีกว่าร้อยละ 9.10

ปัญหา 114 ชิ้นงานพบว่าจำนวนสถานีงาน เวลาว่างรวม และประสิทธิภาพสายการผลิตที่ได้จากทั้งสองวิธีมีค่าเท่ากัน แต่เมื่อพิจารณาค่า Workload Variance นั้นวิธี GAs ให้คำตอบที่ดีกว่าร้อยละ 22.07

ในปัญหาขนาด 194 ชิ้นงาน พบว่า ค่า Measure of Performance ในส่วนของจำนวนสถานีงาน เวลาว่างงานรวม และประสิทธิภาพสายการผลิตนั้นทั้งสองวิธีให้คำตอบเหมือนกัน แต่ในส่วนของค่า Workload Variance นั้นวิธี GAs ให้คำตอบที่ดีกว่าถึงร้อยละ 87.46

จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการหาคำตอบระหว่างวิธี GAs กับ วิธี COMSOAL ในปัญหาตัวอย่างทั้งหมดสามารถสรุปได้ว่า ในส่วนเวลาว่างงานรวมและจำนวนสถานีงานซึ่งเป็นค่าวัตถุประสงค์นั้นพบว่าวิธี GAs สามารถให้คำตอบที่ดีกว่าหรือดีเท่ากับวิธี COMSOAL ส่วนค่าประสิทธิภาพสายการผลิตก็ให้ผลเช่นเดียวกัน และเมื่อพิจารณาถึงค่าความแปรปรวนของภาระงานวิธี GAs จะให้คำตอบที่ดีกว่าอย่างมาก ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าวิธี GAs สามารถให้คำตอบที่ดีกว่าวิธี COMSOAL

7. บทสรุป

เจเนติกอัลกอริทึมเป็นวิธีที่สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมได้อย่างมีประสิทธิภาพซึ่งจะเห็นได้จากงานวิจัยว่าเจเนติกอัลกอริทึมที่นำมาใช้สามารถให้คำตอบที่ดีกว่าวิธี COMSOAL

ในส่วนของ การทดลองเพื่อทดสอบหาพารามิเตอร์ที่มีผลต่อประสิทธิภาพในการหาคำตอบของเจเนติกอัลกอริทึมจะได้ว่า จำนวนประชากร วิธีการครอสโอเวอร์ และความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน เป็นพารามิเตอร์ที่มีผลต่อ GAs อย่างมีนัยสำคัญและต้องมีการกำหนดค่าอย่างเหมาะสม ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้มีการกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสมไว้อย่างคร่าวๆ เพื่อเป็นแนวทางในการนำเจเนติกอัลกอริทึมไปใช้แก้ปัญหาการจัดสมดุลของสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมจริงต่อไป

การศึกษาเกี่ยวกับการนำเอาเจเนติกอัลกอริทึมมาประยุกต์ใช้กับปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมในอนาคต ควรขยายขอบเขตการศึกษาในการทำ line balancing โดยมีการพิจารณาการจัดลำดับของผลิตภัณฑ์ (model sequencing) ควบคู่ไปด้วยรวมทั้งควรมีการพัฒนาวิธีการสำหรับปัญหาในรูปแบบอื่นๆ ด้วย

8. เอกสารอ้างอิง

1. Boh, D. B., 1996, "A Neural Network Approach for Line Balancing Problem: A Case Study," Thesis No.ISE-96-5, Asian Institute of Technology, Bangkok.
2. Stephen, D. R. and Caros, D. A., 1970, "On a Multi-product Assembly Line Balancing

Problem,” *AIIE Transactions*, December.

3. Hoffman, T. R., 1990, “Assembly Line Balancing: A Set of Challenging Problems,” *Int. J. Prod. Res.*, Vol. 28, No. 10, pp. 1807-1815.

4. Chutima, P. and Silanon, K., 2000, “Application of Genetic Algorithms on Assembly Line Balancing with Multiple Criteria,” *Special ICPR-2000*, Siam Inter Continental Hotel, Bangkok, Thailand.

5. Thomopoloulos, N. T., 1967, “Line Balancing-Sequencing for Mixed-Model Assembly,” *Management Science*, Vol. 14, pp. 59-75.

6. Gosh S. and Gagnon R., 1989, “A Comprehensive Literature Review and Analysis of the Design, Balancing and Scheduling of Assembly System,” *Int. J. Prod. Res.*, Vol. 27, No. 4, pp. 637-670.

7. Holland, J. H., 1975, *Adaptation in Natural and Artificial System*, University of Michican Press, Ann Arbor.

8. Mapfaira, H. and Byrne, M., 1999, “A Genetic Algorithms Approach for Assembly Line Balancing,” *15th International Conference on Production Research*.

9. Leu, Y. Y., Matheson L. A., and Rees, L. P., 1991, “Assembly Line Balancing using Genetic Algorithms with Heuristic-generated Initial Populations and Multiple Evaluation Criteria,” *Decision Sciences*, Vol. 25, pp. 581-606.

10. Murata, T., Ishibuchi, H., and Tanaka, H., 1996, “Multi-objective Genetic Algorithms and Its Applications to Flowshop Scheduling,” *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 30, No. 4, pp. 957-968.

11. ศิริจันทร์ ทองประเสริฐ, 2537, *การจำลองแบบปัญหา*, โรงพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพมหานคร.

12. ปารเมศ ชูติมา, 2545, *การออกแบบการทดลองทางวิศวกรรม*, โรงพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพมหานคร.

13. ประยุทธ์ วิภูศิริคุปต์, 2535, “การจัดสมดุลสายการผลิตแบบผสมและการใช้ภาพจำลองเคลื่อนไหว,” *วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม, คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย*.

14. จงกล เอี่ยมมิ, 2543, “การประยุกต์ใช้เจนเนติกอัลกอริทึมในการจัดสมดุลสายประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม,” *วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม, คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย*.