



KKU Engineering Journal

<http://www.en.kku.ac.th/enjournal/th/>

การจัดสมดุลสายการผลิตที่มีหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้านภายใต้ผลกระทบจากการเรียนรู้

Multi-objective balancing on mixed-model two-sided assembly lines under a learning effect

เอี่ยมพร จันทรแซม และ ปารเมศ ชุตินมา*

Ueamporn Jansaem and Parames Chutima*

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย กรุงเทพมหานคร 10330

Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok, Thailand, 10330.

Received April 2012

Accepted June 2012

บทคัดย่อ

การแก้ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้านภายใต้ผลกระทบจากการเรียนรู้ มีวัตถุประสงค์เพื่อให้ฟังก์ชันหลายวัตถุประสงค์ของการทำงานของสายการประกอบเกิดประสิทธิภาพสูงสุด ซึ่งปัญหานี้เป็นปัญหา NP-hard ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำเสนออัลกอริทึมที่มีชื่อว่า วิธีการหาค่าเหมาะสมแบบการกระจายของสิ่งมีชีวิตตามภูมิศาสตร์ เข้ามาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาดังกล่าว และทำการเปรียบเทียบผลที่ได้กับอัลกอริทึมอื่นที่ได้รับความนิยมว่ามีความเหมาะสมที่จะนำมาแก้ปัญหการจัดสมดุล ได้แก่ DPSO และ NSGA-II ซึ่งผลการเปรียบเทียบพบว่า BBO สามารถแก้ปัญหาในงานวิจัยนี้ได้ดีกว่าด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง และอัตราส่วนของกลุ่มคำตอบที่ได้เทียบกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

คำสำคัญ : การหาค่าที่เหมาะสมแบบการกระจายของสิ่งมีชีวิตตามภูมิศาสตร์ การจัดสมดุลสายการผลิต สายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้าน ฟังก์ชันหลายวัตถุประสงค์ ผลกระทบจากการเรียนรู้

Abstract

Solving mixed model two-side assembly lines under a learning effect problem to achieve multi-objective functions aims at highest effectiveness of assembly lines. This type of problem is known to be NP-hard. A Biogeography-based optimization (BBO) is applied as a method for solving this problem. The result shows that BBO outperforms the other existing well-known algorithms, namely NSGA-II and DPSO in term of Convergence to the Pareto-optimal Set and True-Pareto optimal Set.

Keywords : Biogeography-based optimization, Line balancing, Mixed-model two-sided assembly line, Multi-objective functions, Learning effect

* Corresponding author.

Email address: uam_ie@hotmail.com

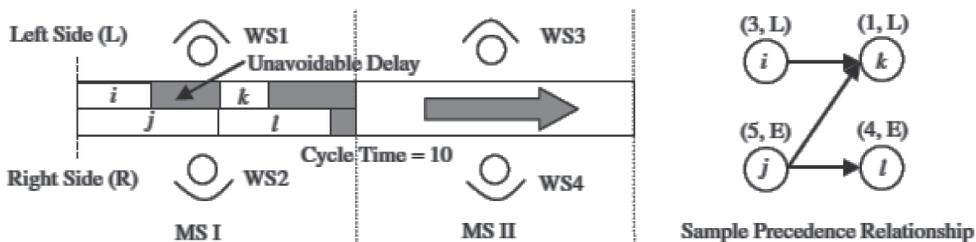
1. บทนำ

สายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้าน (Mixed-model two-sided assembly line) ได้ถูกคิดขึ้นมาเพื่อนำมาใช้ในการจัดตารางการผลิต ให้เหมาะกับอุตสาหกรรมการผลิตผลิตภัณฑ์ที่มีขนาดใหญ่ และมีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน เช่น รถยนต์ รถบรรทุก เนื่องจากสายการประกอบแบบสองด้านสามารถทำการผลิตได้ทั้งด้านซ้าย (Left-side) และด้านขวา (Right-side) ไปพร้อมๆกัน ทำให้สายการประกอบดังกล่าวสั้นกว่าสายการประกอบแบบเส้นตรง เป็นผลให้รอบเวลาการผลิตลดลง ลดต้นทุนของเครื่องมือและอุปกรณ์เนื่องจากการใช้เครื่องมือร่วมกันได้ระหว่างคู่สถานีงาน (Mated-station) และลดเวลาในการตั้งเครื่องจักร (Setup time) [1] ซึ่งการจัดสรรงานบนสายการประกอบแบบสองด้านจะต้องพิจารณาเงื่อนไขความสัมพันธ์ก่อนหลังของงาน และด้านที่สามารถทำได้ ดังรูปที่ 1 จะเห็นว่างาน i และ j สามารถเริ่มได้เลยเนื่องจากไม่มีงานก่อนหน้าโดยงาน i มีเวลาการทำงานเท่ากับ 3 และถูกกำหนดให้ทำด้านซ้าย (3,L) จึงถูกจัดสรรลงสถานีงานที่ 1 (WS1) งาน i มีเวลาการทำงานเท่ากับ 5 งานและสามารถทำงานด้านใดก็ได้ (5,E) จึงจัดสรรลงในสถานีงานที่ 2 (WS2) ด้านขวา เนื่องจากสามารถเริ่มงานได้ก่อน และงาน k ถูกกำหนดให้ทำด้านซ้าย (1,L) จึงจัดงาน k ลงในสถานีงานที่ 1 และเริ่มทำงานได้ที่เวลาเท่ากับ 5 เนื่องจากงาน k เป็นงานที่ต้องทำต่อจากงาน i และ j ซึ่งทำให้เกิดเวลาร่างงานในสถานีงานขึ้น(พื้นที่แรเงา) และในขั้นนี้ได้นำผลกระทบจากการเรียนรู้ (Learning effect) เข้ามาพิจารณาด้วย ซึ่งผลกระทบจากการเรียนรู้ที่เกิดขึ้นในกรณีที่พนักงานต้องทำงานที่มีความแตกต่างกันเล็กน้อยหรือมีลักษณะใกล้เคียงกัน การทำงานหลังจากได้ทำงานอื่นมาแล้วจะทำให้พนักงานเกิดความชำนาญ และเกิดการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง ทำให้เวลาในการทำงานลดลง [2]

การนำเอาสายการประกอบแบบสองด้านมาแก้ปัญหาคารจัดสมดุลสายการประกอบให้มีประสิทธิภาพนั้นต้องมีการพิจารณาองค์ประกอบและวัตถุประสงค์ต่างๆ ให้เหมาะสม เช่น การหาจำนวนสถานีทำงานน้อยที่สุด การหาจำนวนเวลาร่างงานน้อยที่สุด เป็นต้น เพื่อให้เป็นไปตามความต้องการของลูกค้าและโรงงานในทุกด้าน โรงงานไม่ควรสนใจวัตถุประสงค์ใดวัตถุประสงค์หนึ่งเพราะจะทำให้ได้คำตอบที่ดีเฉพาะวัตถุประสงค์ที่สนใจแต่อาจจะให้คำตอบที่ไม่ดีสำหรับวัตถุประสงค์อื่น แต่ควรจะพิจารณาหลายวัตถุประสงค์พร้อมกันเพื่อให้ได้คำตอบที่ยอมรับได้ และสามารถแก้ปัญหาการจัดตารางการผลิตได้อย่างเหมาะสม

การพิจารณาวัตถุประสงค์หลายวัตถุประสงค์พร้อมกันนั้นก่อให้เกิดความยุ่งยากและซับซ้อนเป็นอย่างมากเนื่องจากปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมเป็นปัญหาที่ต้องอาศัยเทคนิคการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเชิงการจัด (Combinatorial optimization) ซึ่งเป็นปัญหาเอ็นพีแบบยาก (NP-Hard) โดยการแก้ปัญหาจะใช้เวลาในการค้นหาดังนั้นจึงจำเป็นที่จะนำเอาวิธีฮิวริสติก (Heuristic) เข้ามาช่วยแก้ปัญหาประเภทนี้เพื่อให้การคำนวณง่ายขึ้นและให้คำตอบที่ดีก่อนข้างดีเป็นที่ยอมรับได้และบ่อยครั้งที่ให้คำตอบที่ดีที่สุด นอกจากนั้นยังใช้เวลาในการหาคำตอบไม่นานมากอีกด้วย [3]

จากการสำรวจงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแก้ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบสองด้านที่ผ่านมาพบว่ามีวิธีการประยุกต์ใช้วิธึเจเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm: GA) [4] แต่เป็นการจัดสมดุลสายการประกอบแบบสองด้านภายใต้วัตถุประสงค์เดียวเท่านั้น จากนั้นมีการพัฒนาวิธีการแก้ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบแบบสองด้านในกรณีที่มีหลายวัตถุประสงค์ขึ้น การประยุกต์ใช้โกลโปรแกรมมิง (Goal programming) และฟัซซี่โกลโปรแกรมมิง (Fuzzy goal programming) [5], การเสนอวิธีการหาคำตอบแบบ



รูปที่ 1 สายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้าน [7]

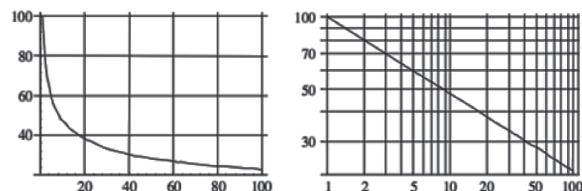
ทาบู (Tabu search: TS) โดยมีตัววัดผล คือ ด้านประสิทธิภาพของสายการประกอบ (Line efficiency: LE) และ ดัชนีการปรับเรียบ (Smoothness index: SI) จากผลการเปรียบเทียบคำตอบกับ GA, GAPR, EA และ ACO พบว่า GA ให้คำตอบที่ดีที่สุด [6] โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อทำให้จำนวนคู่อุปกรณ์งานน้อยที่สุด และเพื่อให้จำนวนสถานีงานน้อยที่สุดเมื่อกำหนดรอบเวลาการทำงาน การพัฒนาอัลกอริทึมการกระจายแบบฝูงอนุภาค (Particle swarm optimization: PSO) ในการจัดตารางการผลิตแบบไหลเลื่อนโดยอาศัยอนุภาค (Particle) และทิศทางในการเคลื่อนที่ (Velocity) เพื่อไปหาคำตอบและทำการเปรียบเทียบกับอัลกอริทึม PSO แบบต่อเนื่อง และ GA พบว่าวิธี PSO ที่นำเสนอให้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับตัวอื่นๆ [8]

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเสนอวิธีการแก้ปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้านที่มีหลายวัตถุประสงค์ ภายใต้ปัญหาประเภทที่ 1 (Type I Problem) ซึ่งเป็นการจัดสรรงานลงในสถานีงานให้มีจำนวนสถานีงานน้อยที่สุด เมื่อมีการกำหนดรอบเวลาการผลิต โดยได้สำรวจงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิธีการหาค่าเหมาะสมแบบการกระจายของสิ่งมีชีวิตตามภูมิศาสตร์ (Biography base optimization: BBO) ซึ่งเป็นวิธีใหม่ ถูกพัฒนาขึ้นโดย Dan Simon [9] ที่มีแนวคิดมาจากการเลียนแบบการอพยพย้ายถิ่นของสิ่งมีชีวิตหรือสปีชีส์ (Species) ตามภูมิศาสตร์ที่อยู่อาศัย งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ คือ หาจำนวนคู่อุปกรณ์งานที่น้อยที่สุด จำนวนสถานีทำงานน้อยที่สุด ผลต่างของความสัมพันธ์ของงานในสถานีงานมีค่าน้อยที่สุด และความแตกต่างของภาระงานระหว่างสถานีงานมีค่าน้อยที่สุด ภายใต้ผลกระทบจากการเรียนรู้ และเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบของ BBO กับวิธี GA และวิธี PSO

2. ผลกระทบจากการเรียนรู้ (Learning effect)

ทฤษฎีผลกระทบจากการเรียนรู้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยครั้งแรกโดย wright [10] ได้ประยุกต์ผลกระทบจากการเรียนรู้เข้ามาในอุตสาหกรรมการประกอบเครื่องบิน มีพื้นฐานแนวคิดที่ว่าคนขององค์กรจะทำได้ดีขึ้นถ้าเขามีความพยายามทำซ้ำแล้วทำซ้ำอีก เส้นการเรียนรู้ของแรงงานต่อชั่วโมงต่อหน่วย (Labor-hours per unit) กับจำนวนหน่วยผลผลิตที่ผลิตได้ โดยทั่วไปจะมีการกระจายลดลงแบบเอ็กโปเนนเชียล (Negative exponential) ดังรูปที่ 2 แกน x คือ จำนวนผลผลิตที่ผลิตได้ แกน y คือ เวลาในการผลิตต่อชิ้น ซึ่ง

เริ่มจาก 100 จากรูปจะเห็นว่าเมื่อทำการผลิตผลิตภัณฑ์ไปแล้วจำนวน 20 ชิ้น จะทำให้เวลาในการผลิตลดลงเหลือ 40 เมื่อมีการเรียนรู้เกิดขึ้นในสิ่งแวดล้อมของกระบวนการผลิต ผลกระทบจากการเรียนรู้จะมีผลต่อการวางแผนการผลิต และมีผลกระทบต่อราคาคำนวณต้นทุนการผลิต



รูปที่ 2 กราฟแสดงเส้นโค้งการเรียนรู้ (a) และกราฟ Log Scale ของเส้นโค้งการเรียนรู้ (b) [11]

การนำผลกระทบจากการเรียนรู้เข้ามาประยุกต์ใช้ในการจัดตารางการผลิตนั้นมีวัตถุประสงค์เพื่อลดช่องว่างของการจัดตารางตามทฤษฎี และเวลาที่เกิดขึ้นจากการทำงานจริง การจัดตารางภายใต้ผลกระทบจากการเรียนรู้จะเป็นการวางแผนการผลิตในระยะสั้น [11] ทฤษฎีการเรียนรู้จะตั้งสมมติฐานว่าการผลิตจำนวนมากจะทำให้เกิดผลกระทบจากการเรียนรู้ขึ้น ซึ่งทำให้เวลาการทำงานของพนักงานลดลง ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการ

$$P_{[k]} = P_{[1]}k^a \tag{1}$$

เมื่อ $P_{[k]}$ คือ เวลาการทำงานของผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ k เมื่อได้ทำการผลิตมาแล้วจำนวน k ชิ้น

$P_{[1]}$ คือ เวลาการทำงานของผลิตภัณฑ์ชิ้นแรก

a คือ ค่าดัชนีการเรียนรู้ (Learning index) ซึ่งขึ้นอยู่กับค่าของอัตราการเรียนรู้ (Learning rate: LR) ซึ่งค่าของ สามารถคำนวณได้จากสมการ

$$a = \frac{\log LR}{\log 2} = \log_2 LR \tag{2}$$

ผลกระทบจากการเรียนรู้จะมีความสำคัญเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมในกระบวนการผลิต ยกตัวอย่างเช่น พนักงานใหม่ การซื้อเครื่องจักรใหม่ การเปลี่ยนเทคโนโลยีในกระบวนการผลิต กระบวนการทำงานเปลี่ยนไปซึ่งอาจจะเกิดจากความต้องการภายในหรือภายนอก การผลิตผลิตภัณฑ์ใหม่ ซึ่งยังไม่เคยทำมาก่อน ผลกระทบจากการเรียนรู้ จะขึ้นกับสิ่งแวดล้อมที่แตกต่างกัน 2 แบบ ได้แก่ [11]

2.1 ผลกระทบจากการเรียนรู้ที่ขึ้นกับตำแหน่ง (Position-based learning effect)

คือผลกระทบจากการเรียนรู้ที่ขึ้นกับตำแหน่งของการจัดลำดับหรือผลกระทบจากการเรียนรู้ที่เกิดจากการทำงานนั้นๆ มาแล้ว มีสมมติฐานว่าการเรียนรู้เกิดจากเวลาการทำงานที่เป็นอิสระ เช่น การตั้งเครื่องจักร เวลาของการทำงานส่วนใหญ่จะขึ้นอยู่กับเครื่องจักรด้วยระบบอัตโนมัติและมีความเกี่ยวข้องกับคนน้อย เช่น การผลิตชิปหน่วยความจำ และ แผงวงจรไฟฟ้า หรือ โรงงานบรรจุน้ำขวด

2.2 ผลกระทบจากการเรียนรู้จากผลรวมเวลา (Sum-of-processing-time based learning effect)

คือผลกระทบจากการเรียนรู้ที่เกิดจากผลรวมของเวลาการทำงานก่อนหน้าหรือเกิดจากประสบการณ์การทำงานของพนักงาน เช่น ในกรณีการพิมพ์ระบบซอฟต์แวร์ผลิตภัณฑ์ที่มีความซับซ้อนทำได้ยาก การผลิตเครื่องมืออิเล็กทรอนิกส์ขั้นสูง การซ่อมบำรุงของเครื่องบิน เป็นต้น

ในงานวิจัยนี้จะทำการศึกษาผลกระทบจากการเรียนรู้จากผลรวมเวลา (Sum-of-processing-time based learning effect) เนื่องจากการจัดสมดุลสายการผลิตจะยังไม่มีการทำงานซ้ำ ต้องอาศัยเวลาการทำงานจริงของงานก่อนหน้าที่ได้จัดไปแล้ว ที่มีผลกระทบให้เกิดการเรียนรู้ขึ้นโดยงานที่มีข่ายงานเชื่อมต่อกันจะทำให้เกิดการเรียนรู้ขึ้น โดยได้ประยุกต์งานวิจัยของ Kuo and Yang [12] ที่ได้เสนอปัญหาการกำหนดตารางบนเครื่องจักรเดี่ยว งานสองงานที่ทำต่อเนื่องกันที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน เมื่อเวลาตั้งเครื่องไม่มีความสำคัญ ให้ผลกระทบจากการเรียนรู้อาศัยผลรวมของเวลาการทำงานจริง ดังสมการ

$$P_{igr} = P_{ig} \left(1 + P_{[1]g}^A + P_{[2]g}^A + \dots + P_{[r-1]g}^A \right)^{a_g}$$

$$= P_{ig} \left(1 + \sum_{k=1}^{r-1} P_{[k]g}^A \right)^{a_g} \quad (3)$$

เมื่อ P_{igr} คือ เวลาการทำงานเมื่อมีผลกระทบจากการเรียนรู้ของงาน i ในกลุ่ม g เมื่อจัดตารางในตำแหน่งที่ r

P_{ig} คือ เวลาการทำงานปกติของงาน i ในกลุ่ม g

$P_{[k]g}^A$ คือ เวลาการทำงานจริงของงานที่ได้ทำก่อนหน้าไปแล้ว (k คืองานที่ 1 ถึง $r-1$) ในกลุ่ม g (เมื่อ A คือ เวลาการทำงานจริงที่ไม่ใช่เวลา

การทำงานปกติ ยกตัวอย่างเช่น $P_{ig}^A = P_{igr}$ (งาน i ของกลุ่ม g ถูกจัดวางในตำแหน่ง)
 a_g คือ ค่าดัชนีการเรียนรู้ (Learning index) ในแต่ละกลุ่ม g ในงานวิจัยนี้จะใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ 80% [13]

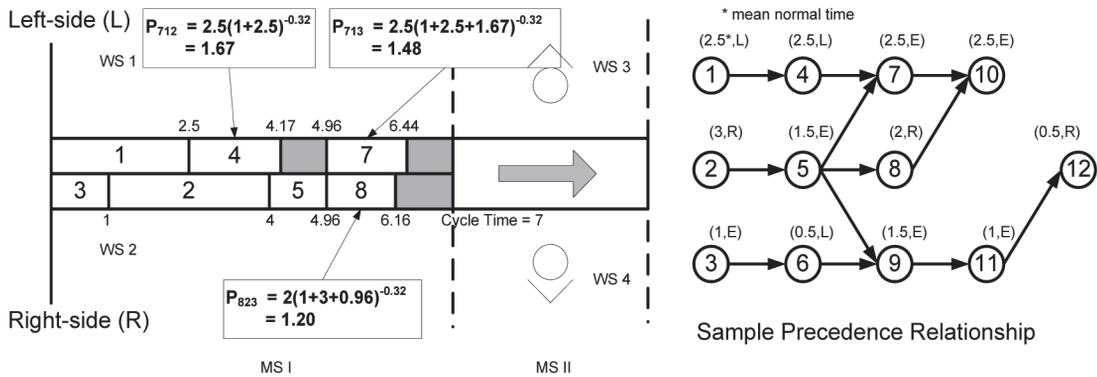
ความยากของปัญหาการจัดตารางการผลิตแบบสองด้านที่มีผลกระทบจากการเรียนรู้คือต้องคำนึงถึงความสัมพันธ์ก่อนหลังของงาน ด้านที่สามารถจัดได้ซึ่งอาจทำให้เกิดเวลาว่างงานขึ้นได้ อีกทั้งต้องคำนึงถึงเวลาการทำงานที่ลดลงเมื่อเกิดการเรียนรู้ขึ้น ในการจัดสรรงานลงสถานีงานจะต้องจัดสรรงานที่ละงานไปพร้อมกับคำนวณเวลาการทำงานของงานนั้นๆ เมื่อเกิดการเรียนรู้ขึ้น $P_{412} = 2.5(1+2.5)^{-0.322} = 1.67$ ยกตัวอย่างเช่น การจัดสรรงาน 4 ลงในสถานีงานที่ 1 (WS1) ด้านซ้าย จากลำดับความสัมพันธ์ก่อนหลัง งาน 4 มีข่ายงานเชื่อมต่อกับงาน 1 ทำให้เกิดการเรียนรู้ขึ้น ดังนั้นเวลาการทำงานของงาน 4 ลดลงจาก 2.5 เหลือ 1.67 การจัดสรรงาน 7 ลงในสถานีงาน จากลำดับความสัมพันธ์ก่อนหลัง งาน 7 ต้องทำต่อจากงาน 4 และ 5 ดังนั้นจึงเกิดเวลาว่างงานขึ้น (พื้นที่แวง) และงาน 7 มีข่ายงานเชื่อมต่อกับงานที่ 1 และ 4 จึงทำให้เกิดการเรียนรู้ขึ้น ดังนั้นเวลาการทำงานของงาน 7 จะลดลงเหลือ $P_{713} = 2.5(1+2.5+1.67)^{-0.322} = 1.48$ เป็นต้น ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 3

3. การหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์

การแก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์เป็นการค้นหาเขตของคำตอบที่อยู่ภายในพื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้ (Feasible region) เพื่อหาค่าคำตอบที่เป็นไปได้ (Feasible solution) โดยการหาค่าต่ำที่สุดหรือมากที่สุดตามวัตถุประสงค์ที่เราตั้งไว้ หรือการหาค่าต่ำที่สุดในบางวัตถุประสงค์และหาค่ามากที่สุด ในบางวัตถุประสงค์ โดยจะทำการพิจารณาหลายวัตถุประสงค์พร้อมๆ กัน

การแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ ที่ประกอบไปด้วย k วัตถุประสงค์ และ n ตัวแปรตัดสินใจ จะมีรูปแบบของปัญหาการหาค่ามากที่สุด หรือ การหาค่าน้อยที่สุด ซึ่งสามารถเขียนได้ดังสมการ

$$\text{Minimize} \\ / \text{Maximize } \{f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x})\} \quad (4)$$



รูปที่ 3 การจัดสรรงานลงสถานีงานภายใต้ผลกระทบจากการเรียนรู้

สำหรับรูปแบบการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีวัตถุประสงค์เพื่อหาค่าที่น้อยที่สุด ซึ่งการค้นหาคำตอบจะถูกกำหนดจากเวกเตอร์ของตัวแปรตัดสินใจ ภายใต้ข้อจำกัดที่จะเป็นสิ่งที่ใช้ในการกำหนดขอบเขตคำตอบที่น้อยที่สุด ดังสมการ

$$\text{Minimize } \{f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x})\} \quad (5)$$

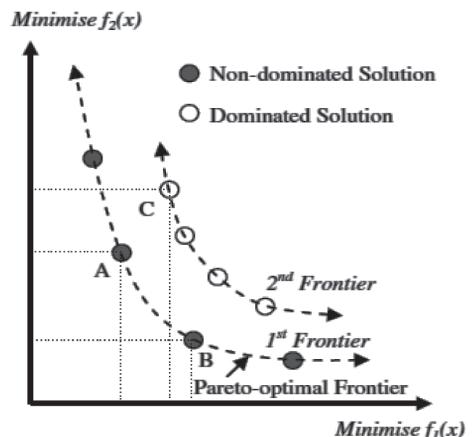
เมื่อ \vec{x} คือ เวกเตอร์ของตัวแปรตัดสินใจ

$f_i(\vec{x})$ คือ ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ i

ถ้าเวกเตอร์ของตัวแปรตัดสินใจ x ให้คำตอบที่ดีกว่าเวกเตอร์ของตัวแปรตัดสินใจ y แล้ว จะได้ว่า $f_i(x) \leq f_i(y)$ สำหรับทุกค่า $i \in \{1,2,\dots,k\}$ และ $f_i(x) < f_i(y)$ มีอย่างน้อย 1 ค่าของ $i \in \{1,2,\dots,k\}$

ถ้าคำตอบที่ได้เป็นคำตอบที่ไม่มีคำตอบใดที่ดีกว่าหรือเด่นกว่าคำตอบอื่น จะถือว่าคำตอบที่ได้เป็น กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto optimal solution) และเรียกสมาชิกคำตอบที่อยู่ในกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดว่า เซตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto optimal set) หรือเซตคำตอบที่เด่นกว่า (Non-dominated set) ซึ่งเซตคำตอบนี้จะเป็นตัวกำหนดพื้นที่ขอบเขตของคำตอบที่เรียกว่า ขอบเขตของกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto optimal frontier) หรือขอบเขตของกลุ่มคำตอบที่เด่นกว่าคำตอบอื่น (Non-dominated frontier) [14] รูปที่ 4 เป็นรูปแบบการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ โดยมีเป้าหมายเพื่อหาค่าที่น้อยที่สุดของ 2 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์พร้อมกัน คำตอบในเซต A และ B ไม่มีเซตคำตอบใดที่ดีเด่นกว่าหรือไม่ถูกครอบงำเรียกว่า เซตคำตอบที่เด่น (Non-dominated set) และคำตอบ A และ B นี้จะเป็นเซต

คำตอบที่เด่นกว่าหรือครอบงำ (Dominate) คำตอบ C ซึ่งจาก 3 เวกเตอร์คำตอบ A B และ C จะได้ว่าเซตคำตอบของ A และ B เป็นกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto optimal frontier)



รูปที่ 4 Pareto optimal solution [7]

4. การจัดสมดุลสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้านที่มีหลายวัตถุประสงค์

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้านที่มีหลายวัตถุประสงค์ ภายใต้ปัญหาประเภทที่ 1 (Type I problem) ซึ่งเป็นการจัดสรรงานลงในสถานีงาน เมื่อมีการกำหนดรอบเวลาการทำงาน

4.1 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ 4 ตัว ได้แก่ จำนวนคู่สถานีงานน้อยที่สุด จำนวนสถานีงานน้อยที่สุด ผลต่างของความสัมพันธ์ของงานในสถานีงานมีค่าน้อยที่สุด และความแตกต่างของภาระงานระหว่างสถานีงาน

มีค่าน้อยที่สุด โดยจะทำการแบ่งวัตถุประสงค์ออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ด้านประสิทธิภาพของสายการผลิต และด้านความสัมพันธ์ของภาระงาน โดยจะทำการพิจารณาด้านประสิทธิภาพของสายการผลิตเป็นอันดับแรก แล้วจึงพิจารณาด้านความสัมพันธ์ของภาระงาน

ฟังก์ชันวัตถุที่ให้ความสำคัญเป็นอันดับแรก คือ จำนวนคู่สถานีงานน้อยที่สุด (N_m) เนื่องจากจำนวนสถานีงานที่น้อยจะช่วยลดพื้นที่ในการผลิต เวลาการผลิตลดลง ลดต้นทุนของเครื่องมือและอุปกรณ์เนื่องจากการใช้เครื่องมือร่วมกันได้ระหว่างคู่สถานีงาน (Mated-station)

$$\text{Minimize } N_m \quad (6)$$

จำนวนสถานีงานน้อยที่สุด (N_w) เป็นอีกหนึ่งวัตถุประสงค์สำคัญ จำนวนสถานีงานที่น้อยเป็นการลดทรัพยากรและเพิ่มประสิทธิภาพด้านต้นทุน จำนวนคนงาน และเครื่องจักร

$$\text{Minimize } N_w \quad (7)$$

วัตถุประสงค์ 2 วัตถุประสงค์ต่อมาที่พิจารณา คือ ผลต่างของความสัมพันธ์ของงานในสถานีงานมีค่าน้อยที่สุด (MIWR) และความแตกต่างของภาระงานระหว่างสถานีงานมีค่าน้อยที่สุด (B_b) [15] พนักงานจะสามารถทำงานได้ดีขึ้นเมื่องานที่ทำมีความต่อเนื่องกัน ทำให้เกิดการความชำนาญและเพิ่มประสิทธิภาพการทำงาน

$$\text{Minimize } MIWR = N_w - \frac{N_w}{\sum_{j=1}^{N_w} SN_j} \quad (8)$$

เมื่อ N_w คือ จำนวนสถานีงานทั้งหมด

j คือ สัญลักษณ์กำหนดสถานีงาน

SN_j คือ จำนวนการเชื่อมต่อการทำงานในสถานีงานที่ j

ในแต่ละสถานีงานเมื่อมีการจัดสรรงานลงไปอาจทำให้เกิดเวลาว่างงานในสถานีงานได้เนื่องจากเงื่อนไขด้านความสัมพันธ์ก่อนหลัง ดังนั้นวัตถุประสงค์ที่ต้องการคือ ทำให้ความแตกต่างของภาระงานระหว่างสถานีงานมีค่าน้อยที่สุด B_b

$$\text{Minimize } B_b = \frac{N_w}{N_w - 1} \sum_{k=1}^{LL} \sum_{b=L}^R \left(\frac{S_{kb}}{WIT} - \frac{1}{N_w} \right) \quad (9)$$

เมื่อ N_w คือ จำนวนสถานีงานทั้งหมด

k คือ สัญลักษณ์กำหนดคู่สถานีงาน

LL คือ จำนวนคู่สถานีงาน

b คือ สัญลักษณ์กำหนดด้านของสถานีงาน

L คือ สถานีงานด้านซ้าย

R คือ สถานีงานด้านขวา

S_{kb} คือ เวลาว่างงานเฉลี่ยบนคู่สถานีงาน k ด้าน b

WIT คือ เวลาว่างงานของสายการผลิตแบบถ่วงน้ำหนัก

4.2 สมมติฐานของแบบทดลอง

สมมติฐานที่ใช้ในงานวิจัยนี้ได้แก่ 1) ชิ้นงานแต่ละชิ้นงานจะถูกจัดลงสถานีงานได้เพียง 1 สถานีงานเท่านั้น 2) ในแต่ละสถานีงานสามารถทำงานได้หลายชิ้นงาน แต่เวลารวมของการทำงานในสถานีงานนั้นๆ ต้องไม่เกินรอบเวลาการทำงาน (Cycle time) 3) การกำหนดงานให้กับสถานีงานต้องไม่ขัดกับข้อจำกัดด้านความสัมพันธ์ก่อนหลังของแผนภาพความสัมพันธ์รวมของงาน 4) พนักงานที่ทำงานในคู่สถานีงานเดียวกันสามารถทำงานพร้อมกันได้ในคนละด้านของสายการประกอบ 5) ระยะเวลาในการเข้าไปทำงานในชิ้นงานถัดไปกำหนดให้มีเวลาในการเดินเท่ากับ 0

5. อัลกอริทึมที่นำเสนอ

5.1 วิธีการหาค่าเหมาะสมแบบการกระจายของสิ่งมีชีวิตตามภูมิศาสตร์ (Biogeography-based optimization: BBO)

วิธี BBO เป็นวิธีการหาค่าตอบแบบใหม่ที่ถูกพัฒนาขึ้นโดย Dan Simon [9] โดยมีแนวคิดมาจากการเลียนแบบการอพยพย้ายถิ่นของสิ่งมีชีวิตหรือสปีชีส์ (Species) ตามภูมิศาสตร์ที่อยู่อาศัย ซึ่งการอพยพย้ายถิ่นฐานของสปีชีส์นั้นเป็นผลให้เกิดการเกิดสปีชีส์ใหม่และการสูญพันธุ์ของสปีชีส์ ซึ่งเปรียบได้กับการแบ่งปันความเหมาะสมไปยังเกาะต่างๆ ให้แก่กันนั่นเอง เพื่อให้เกิดคำตอบที่ดีขึ้น

แนวคิดการอพยพย้ายถิ่นของสิ่งมีชีวิตนี้จะมีพารามิเตอร์ที่สำคัญอยู่ 4 ตัว ได้แก่ 1) ดัชนีความเหมาะสมของการอยู่อาศัย (Habitat suitability index: HSI) 2) ตัวแปรดัชนีความเหมาะสม (Suitability index variable: SIV) 3) อัตราการอพยพเข้าของสิ่งมีชีวิตมายังเกาะ (Immigration rate) 4) อัตราการอพยพออกของสิ่งมีชีวิตในเกาะ (Emigration rate) โดยเกาะที่มีความอุดมสมบูรณ์เหมาะกับการอยู่อาศัย (HSI สูง) จะมีจำนวนสิ่งมีชีวิตหรือสปีชีส์ค่าที่ อยู่เป็นจำนวนมากและพร้อมที่จะถ่ายทอดลักษณะที่ดีไปยังเกาะที่มีค่า HSI ต่ำ ดังนั้นเกาะที่มีค่า HSI สูงจะมีอัตราการอพยพออกมาก และมีการอพยพเข้าน้อยเนื่องจากความแออัดของเกาะ

ในวิธีการแก้ปัญหาของ BBO ที่นำมาประยุกต์ใช้กับปัญหาการหาค่าที่ดีที่สุด จะใช้สตริงคำตอบแทนเกาะซึ่งแต่ละสตริงคำตอบจะมีคุณลักษณะเฉพาะตัว (Feature) หรือ SIV ซึ่งเปรียบได้กับยีน (Gene) หรือบิต (Bit) ในเจเนติกอัลกอริทึม และจะมีการประเมินค่าความเหมาะสมให้กับสตริงคำตอบแต่ละตัวคือค่า HSI หรือค่าสปีชีส์เคาท์ (Species count) เป็นดัชนีวัดความเหมาะสม ซึ่งเปรียบได้กับค่าความแข็งแรง (Fitness) ของ GAs ค่า HSI และ สปีชีส์เคาท์ที่มากจะบ่งบอกว่าสตริงคำตอบนั้นเป็นสตริงคำตอบที่ดี และในทางตรงกันข้ามถ้าสตริงคำตอบใดมีค่า HSI และ สปีชีส์เคาท์น้อยแสดงว่าสตริงคำตอบนั้นเป็นคำตอบที่แย่ หลังจากการประเมินค่าความเหมาะสมให้กับสตริงคำตอบแล้วสตริงคำตอบจะถูกนำไปดำเนินการในขั้นตอนต่อไป คือ การอพยพ (Migration) และการมิวเตชัน (Mutation) ซึ่งขั้นตอนเหล่านี้มีความสำคัญในการส่งผลต่อประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบ ขั้นตอนการทำงานของ BBO มีขั้นตอนดังนี้

ขั้นที่ 1 : การสร้างประชากรสตริงคำตอบเริ่มต้นด้วยวิธีการสุ่มให้ได้ครบจำนวน N ตัว

ขั้นที่ 2 : ประเมินค่าประชากรสตริงคำตอบและจัดอันดับสตริงคำตอบด้วยวิธีการจัดอันดับคำตอบที่เด่น (Non-dominated sorting)

ขั้นที่ 3 : คำนวณค่าความหนาแน่นด้วยวิธีวัดระยะความหนาแน่น (Crowding distance) ของประชากรคำตอบแต่ละตัว

ขั้นที่ 4 : การอพยพ (Migration) กำหนดรูปแบบการอพยพ (Migration model) และคำนวณหาอัตราการอพยพเข้า (λ) และอัตราการอพยพออก (μ) ค่าความน่าจะเป็นในการอพยพเข้า (P_λ) ค่าความน่าจะเป็นในการอพยพออก (P_μ) และค่าความน่าจะเป็นในการเกิดสปีชีส์เคาท์ (P_K) จากนั้นทำการอพยพที่ละบิตในทุกๆ สตริงคำตอบ

ขั้นที่ 5 : มิวเตชัน (Mutation) สตริงคำตอบหลังจากผ่านกระบวนการอพยพแล้วจะมีสตริงคำตอบบางส่วนเข้าสู่กระบวนการมิวเตชัน

ขั้นที่ 6 : นำสตริงคำตอบเริ่มต้นกับสตริงคำตอบที่ผ่านกระบวนการต่างๆ มารวมกันและใช้เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุดเพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีที่สุดของรอบการทำงานปัจจุบัน และคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีที่สุดจำนวน N ตัวไปเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไป

ขั้นที่ 7 : ทำการวนซ้ำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2 จนกระทั่งครบตามจำนวนรอบการทำงานที่กำหนด

5.2 วิธีเจเนติกอัลกอริทึม (Non-dominated sorting genetic algorithm II: NSGAI)

ขั้นตอนการทำงานของ NSGAI มีขั้นตอนดังนี้

ขั้นที่ 1 : การสร้างประชากรสตริงคำตอบรุ่นพ่อแม่ด้วยวิธีการสุ่มให้ได้ครบจำนวน N ตัว

ขั้นที่ 2 : ประเมินค่าประชากรสตริงคำตอบและจัดอันดับสตริงคำตอบด้วยวิธีการจัดอันดับคำตอบที่เด่น (Non-dominated sorting)

ขั้นที่ 3 : คำนวณค่าความหนาแน่นด้วยวิธีวัดระยะความหนาแน่น (Crowding distance) ของประชากรคำตอบแต่ละตัว

ขั้นที่ 4 : คัดเลือกสตริงคำตอบด้วยวิธีการคัดเลือกแบบทัวร์นาเมนต์ (Tournament selection)

ขั้นที่ 5 : นำสตริงคำตอบเข้าสู่กระบวนการครอสโอเวอร์และมิวเตชันเพื่อสร้างสตริงคำตอบรุ่นลูก

ขั้นที่ 6 : นำสตริงคำตอบรุ่นพ่อแม่และสตริงคำตอบรุ่นลูกมารวมกันและใช้เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุดเพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีที่สุดของรอบการทำงานปัจจุบัน และคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีที่สุดจำนวน N ตัวไปเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไป

ขั้นที่ 7 : ทำการวนซ้ำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2 จนกระทั่งครบตามจำนวนรอบการทำงานที่กำหนด

5.3 วิธีการหาค่าเหมาะสมแบบฝูงอนุภาค (Discrete particle swarm optimization: DPSO)

ขั้นตอนการทำงานของ DPSO มีขั้นตอนดังนี้

ขั้นที่ 1 : การสร้างประชากรสตริงคำตอบเริ่มต้นเท่ากับจำนวนฝูงและจำนวนอนุภาคที่กำหนด

ขั้นที่ 2 : ประเมินค่าประชากรสตริงคำตอบและจัดอันดับสตริงคำตอบด้วยวิธีการจัดอันดับคำตอบที่เด่น (Non-dominated sorting)

ขั้นที่ 3 : คำนวณค่าความหนาแน่นด้วยวิธีวัดระยะความหนาแน่น (Crowding distance) ของประชากรคำตอบแต่ละตัว

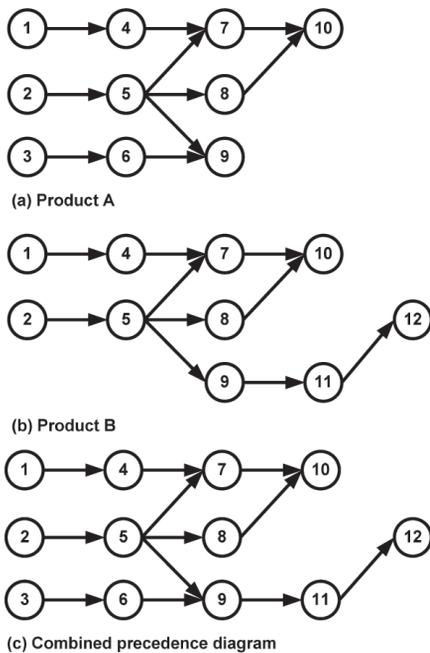
ขั้นที่ 4 : คัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีที่สุดของแต่ละฝูง (Lbest) และสตริงคำตอบที่ดีที่สุดของประชากร (Gbest) โดยทำการคัดเลือกจากสตริงที่มีค่าความแข็งแรงมากที่สุด

ขั้นที่ 5 : ใช้เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุดเพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีที่สุดของรอบการทำงานปัจจุบันและนำไปรวมกับสตริงคำตอบที่ดีที่สุดในรอบก่อนหน้า และทำการจัดอันดับคำตอบที่เด่น (Non-dominated sorting) เพื่อคัดเลือก

สตริง ที่ดีที่สุดเก็บไว้แทนที่สตริงที่ดีที่สุดในรอบก่อนหน้า
 ขั้นที่ 6 : ทำการปรับปรุงตารางทิศทางเคลื่อนที่ของอนุภาค (Velocity matrix) และตารางตำแหน่งของอนุภาค (Position matrix) โดยใช้สตริงคำตอบที่ดีที่สุดของแต่ละฝูงและสตริงคำตอบที่ดีที่สุดของประชากร
 ขั้นที่ 7 : สร้างตารางความน่าจะเป็นซิกมอยด์ (Sigmoid) โดยแปลงค่าในตารางทิศทางเคลื่อนที่ของอนุภาคให้เป็นค่าความน่าจะเป็นด้วยฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function) [16]
 ขั้นที่ 8 : สร้างสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไปด้วยวิธีการสุ่มค่าความน่าจะเป็นจากตารางซิกมอยด์ ให้ได้เท่ากับจำนวนฝูงและจำนวนอนุภาคที่กำหนด
 ขั้นที่ 9 : ทำการวนซ้ำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2 จนกระทั่งครบตามจำนวนรอบการทำงานที่กำหนด

6. ตัวอย่างการหาคำตอบด้วยวิธี BBO

ตัวอย่างข้อมูลที่น่าสนใจมาเป็นปัญหาผลิตภัณฑ์ผสม 2 ผลิตภัณฑ์ (A และ B) บนสายการผลิตแบบสองด้าน [4] โดยกำหนดให้มีอัตราส่วนของผลิตภัณฑ์ (MPS) เท่ากับ 1:1 แผนภาพความสัมพันธ์ก่อนหลังของงานแสดงดังรูปที่ 5 และตารางความสัมพันธ์ก่อนหลังของงาน (Precedence matrix) แสดงดังตารางที่ 1



รูปที่ 5 การสร้างแผนภาพความสัมพันธ์รวม[4]

ตารางที่ 1 Precedence Matrix

From	To											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	-	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	-	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	-	0	0	1	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	-	0	0	1	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	-	0	1	1	1	0	0	0
6	0	0	0	0	0	-	0	0	1	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	-	0	0	1	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	-	0	1	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	-	0	1	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-	1
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-

ตารางที่ 2 เวลาการทำงานเฉลี่ยของผลิตภัณฑ์

Task	Side	Model		
		A	B	combined
1	L	2	3	2.5
2	R	3	3	3
3	E	2	0	1
4	L	3	2	2.5
5	E	1	2	1.5
6	L	1	0	0.5
7	E	3	2	2.5
8	R	3	1	2
9	E	2	1	1.5
10	E	2	3	2.5
11	E	0	2	1
12	R	0	1	0.5

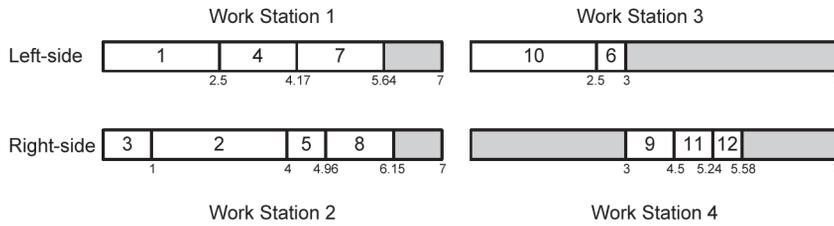
ตารางที่ 3 สตริงคำตอบของประชากรเริ่มต้น

No.	String
1	[7 2 5 6 8 1 11 3 9 10 4 12]
2	[1 6 3 9 5 8 10 4 2 7 12 11]
3	[7 2 3 4 5 6 1 9 8 10 11 12]
4	[4 2 3 7 9 6 8 1 5 10 11 12]
5	[7 3 11 4 5 6 8 1 9 10 2 12]

ตารางที่ 4 ลำดับขั้นงานของสตริงคำตอบ

No.	Task Sequence
1	[1 4 3 2 5 7 8 10 6 9 11 12]
2	[2 5 8 3 6 9 11 12 1 4 7 10]
3	[1 4 3 6 2 5 8 9 11 12 7 10]
4	[1 4 3 6 2 5 7 9 11 12 8 10]
5	[3 1 6 4 2 5 9 7 11 12 8 10]

เวลาที่ใช้ในการจัดตารางจะเป็นเวลาเฉลี่ยของทั้ง 2 ผลิตภัณฑ์ ตามสัดส่วนของผลิตภัณฑ์ ดังแสดงดังตารางที่ 2



รูปที่ 6 การจัดสรรงานลงสถานีงานของสตริงคำตอบ 1

6.1 การสร้างประชากรสตริงคำตอบเริ่มต้นด้วยวิธีการสุ่มให้ได้ครบจำนวน N ตัว

ในรอบที่ 1 จะทำการสร้างสตริงคำตอบขึ้นมาอย่างสุ่มจำนวน ตัว โดยในตัวอย่างนี้กำหนดให้สร้างสตริงคำตอบจำนวน 5 ตัว ดังตารางที่ 3 ส่วนสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบที่ 2 เป็นต้นไป จะได้มาจากการคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีที่สุดของรอบการทำงานก่อนหน้า

6.2 ประเมินค่าประชากรสตริงคำตอบและจัดอันดับสตริงคำตอบด้วยวิธีการจัดอันดับคำตอบที่เด่น (Non-dominated sorting)

เมื่อได้สตริงคำตอบแล้วจะทำการแปลงสตริงคำตอบไปเป็นลำดับชั้นงาน [16] ได้ผลดังตารางที่ 4 จากนั้นทำการจัดสรรงานลงสถานีงาน ตัวอย่างการจัดสรรงานลงสถานีงานของสตริงคำตอบที่ 1 จะทำการจัดตามลำดับชั้นงาน (Task sequence) โดยจะทำการจัดสรรงานที่ 1, 4, 3,...,12 ตามลำดับ ซึ่งพิจารณาว่าด้านที่สามารถทำได้ เงื่อนไขของความสัมพันธ์ก่อนหลังของงาน รอบเวลาการทำงาน และเวลาการทำงานที่ลดลงเมื่อเกิดการเรียนรู้ ดังแสดงในรูปที่ 6 งาน 1 ถูกจัดเป็นลำดับแรก มีเวลาการทำงานเท่ากับ 2.5 และถูกกำหนดให้ทำด้านซ้าย จึงจัดงาน 1 ลงในสถานีงานที่ 1, งาน 4 ถูกจัดเป็นลำดับที่ 2 ถูกกำหนดให้ทำด้านซ้าย จึงจัดงาน 4 ลงในสถานีงานที่ 1 ต่อจากงาน 1 จากลำดับความสัมพันธ์ก่อนหลัง งาน 4 มีขั้วงานเชื่อมต่อกับงาน 1 ทำให้เกิดการเรียนรู้ขึ้น เวลาการทำงานของงาน 4 จึงลดลงจาก 2.5 เหลือ $P_{412} = 2.5 (1+2.5)^{-0.322} = 1.67$ เวลารวมในสถานีงานที่ 1 เท่ากับ $2.5+1.67=4.17$ ทำการจัดสรรงานตามลำดับจนครบทุกงานตามเงื่อนไข

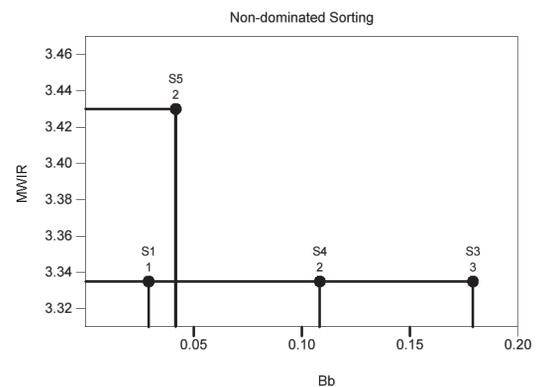
จากนั้นทำการคำนวณค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ 4 วัตถุประสงค์ ของทุกสตริงคำตอบ ได้ดังตารางที่ 5

ทำการคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีที่สุด โดยพิจารณาเลือกเฉพาะสตริงคำตอบที่มีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 และ

2 ที่ดีที่สุดมาจัดอันดับ แล้วจึงนำสตริงที่เลือกมานี้มาพิจารณาการค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 3 และ 4 เพื่อจัดอันดับค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy fitness) โดยวิธี Non-dominated sorting ดังรูปที่ 7

ตารางที่ 5 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบ

No.	N_m	N_w	MWIR	B_b
1	2	4	3.3333	0.0332
2	3	5	4.1667	0.0209
3	2	4	3.3333	0.1786
4	2	4	3.3333	0.1076
5	2	4	3.4286	0.0468



รูปที่ 7 การจัดอันดับแบบ Non-dominated sorting

6.3 คำนวณค่าความหนาแน่นด้วยวิธีวัดระยะความหนาแน่น (Crowding distance) ของประชากรคำตอบแต่ละตัว

นำสตริงที่ผ่านการจัดอันดับมาทำการคำนวณหาค่า Crowding Distance [17] และทำการหาค่าสปีชีส์เคาท์ โดยการพิจารณาค่าความแข็งแรงที่มากที่สุด (เท่ากับ 1) ค่าสปีชีส์เคาท์ (Species count) จะมีค่าสูงที่สุดแล้วเรียงลำดับไปจนถึงค่าความแข็งแรงที่น้อยที่สุดค่าสปีชีส์เคาท์จะมีค่าต่ำที่สุด ได้ผลดังตารางที่ 6

ตารางที่ 6 ค่า Crowding Distance และค่า Species Count

String	MIWR	Bb	DF*	CD*	SC*
1	3.3333	0.0332	1	infinity	3
3	3.3333	0.1786	3	infinity	1
4	3.3333	0.1076	2	infinity	2
5	3.4286	0.0468	2	infinity	2

* DF-Dummy Fitness; CD-Crowding Distance; SC-Species Count

6.4 การอพยพ (Migration)

กระบวนการอพยพเป็นขั้นตอนที่สำคัญดังนั้น การเลือกรูปแบบการอพยพอาจจะส่งผลต่อประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบ ในงานวิจัยนี้เลือกใช้รูปแบบการอพยพแบบเชิงเส้นตรง (Linear) เนื่องจากผลการทดลองพบว่าอพยพแบบเชิงเส้นตรง ใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยกว่าทำการคำนวณหาค่าอัตราการอพยพเข้า (λ) และอัตราการอพยพออก (μ) ค่าความน่าจะเป็นในการอพยพเข้า ($P\lambda$) ค่าความน่าจะเป็นในการอพยพออก ($P\mu$) และค่าความน่าจะเป็นในการเกิดสปีชีส์เคาท์ (P_K) ของสปีชีส์เคาท์ $k; k = 1, 2, \dots, K$ ได้ดังสมการ (18)

$$\lambda_k = I \left(1 - \frac{k}{n} \right); n = K + 1 \tag{10}$$

$$P_{\lambda,k} = \frac{\lambda_k}{\sum \lambda_k} \tag{11}$$

$$\mu_k = E \left(\frac{k}{n} \right); n = K + 1 \tag{12}$$

$$P_{\mu,k} = \frac{\mu_k}{\sum \mu_k} \tag{13}$$

$$P_{K,k} = \frac{\left(\frac{I}{E} \right)^k \left(\frac{n!}{k!(n-k)!} \right)}{1 + \sum_{i=1}^n \left(\frac{I}{E} \right)^i \left(\frac{n!}{i!(n-i)!} \right)} \tag{14}$$

โดยกำหนดให้ค่า I คืออัตราการอพยพเข้าสูงสุด และ E อัตราการอพยพออกสูงสุด มีค่าเท่ากับ 1 และ $n = K + 1$ ได้ผลการคำนวณดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7 ค่าความน่าจะเป็นในการอพยพเข้าและออก และค่าความน่าจะเป็นในการเกิดสปีชีส์เคาท์

SC*	No.	St*	λ_k	μ_k	P_λ	P_μ	$P_{K,k}$
3	1	1	0.250	0.750	0.167	0.500	0.250
2	1	4	0.500	0.500	0.333	0.333	0.375
	2	5					
1	1	3	0.750	0.250	0.500	0.167	0.250

* SC-Species Count; St-String

ขั้นตอนการอพยพมีดังนี้

1) ทำการคัดลอกประชากรคำตอบเริ่มต้น (Y) ไปไว้ในประชากรคำตอบชั่วคราว (Z), y_k คือ ประชากรคำตอบเริ่มต้นในสปีชีส์เคาท์ k , y_k, n_k คือประชากรคำตอบเริ่มต้นในสปีชีส์เคาท์ k ตัวที่ n_k , z_k คือประชากรคำตอบชั่วคราวในสปีชีส์เคาท์ k , z_k, n_k คือประชากรคำตอบชั่วคราวในสปีชีส์เคาท์ k ตัวที่ n_k เมื่อ $k = 1, 2, \dots, K$ และ $nk = 1, 2, \dots, N_k$

2) กำหนดเลขดัชนี (b) เมื่อ $b = 1, 2, \dots, B$ ให้กับสตริงคำตอบทั้งหมด โดยกำหนดให้บิตซ้ายมือสุดของสตริงคำตอบมีเลขดัชนีเท่ากับ 1 และมีค่ามากขึ้นไปตามลำดับจนกระทั่งถึงบิตขวาสุดของสตริงคำตอบซึ่งจะมีเลขดัชนีสูงสุดเท่ากับ B ตัวอย่างการกำหนดค่าดัชนี ตัวอย่างเช่น $Z_{3,1} = [7 \ 2 \ 5 \ 6 \ 8 \ 1 \ 11 \ 3 \ 9 \ 10 \ 4 \ 12]$

$$Z_{3,1}(1) = 7, Z_{3,1}(2) = 2, \dots, Z_{3,1}(12) = 12$$

3) การอพยพจะทำกับทุกสตริงคำตอบโดยเริ่มจากสตริงคำตอบที่มีค่าสปีชีส์เคาท์สูงสุด ไปจนถึงสตริงคำตอบที่มีสปีชีส์เคาท์ต่ำสุด ในการอพยพจะทำการสร้างเลขสุ่ม (r) ให้กับสตริงคำตอบชั่วคราวในสปีชีส์เคาท์ k ตัวที่ n_k บิตที่ b (Z_k, n_k (b)) ในทุกๆบิต ถ้าค่า $r < P_{\lambda,k}$ จะทำการอพยพค่าเข้าสู่ Z_k, n_k (b) โดยทำตามวิธีในขั้นตอนถัดไป

4) เมื่อได้ตำแหน่ง Z_k, n_k (b) ที่ จะทำการอพยพออกแล้ว เราจะพิจารณารออพยพเข้าโดยเริ่มจากการสุ่มค่าที่ P_μ ซึ่งมีค่าระหว่าง $[0, 1]$ แล้วดูว่าค่าที่สุ่มได้นั้นตกอยู่ในช่วงของค่าความน่าจะเป็นการอพยพออก (P_μ) ของสปีชีส์เคาท์ใด ถ้าสปีชีส์เคาท์ที่สุ่มได้มีสมาชิกสตริงคำตอบเพียง 1 ตัว ให้หาค่า y_{k,n_k} (b) (สตริงคำตอบอพยพออกในสปีชีส์เคาท์ k ตัวที่ n_k เมื่อ $k = 1, 2, \dots, K$ และ $n_k = \{1, 2, \dots, N_k\}$) อพยพเข้าสู่ Z_{k,n_k} (b) แต่ถ้าในสปีชีส์เคาท์ที่สุ่มได้มีจำนวนสมาชิกมากกว่า 1 ตัว ให้ทำการสุ่มสตริงคำตอบมา 1 สตริง จากนั้นจึงนำค่า y_{k,n_k} (b) อพยพเข้าสู่ Z_{k,n_k} (b) ได้ผลดังตารางที่ 8

ตารางที่ 8 การอพยพของ $Z_{3,1}$

การอพยพเข้า		การอพยพออก	
บิต	คัดลอกสปีชีส์เคาท์จากค่า P_μ	สตริงคำตอบที่อยู่ในสปีชีส์เคาท์ k	สตริงคำตอบที่เลือก
$r < P_{\lambda,k}$			$x_{k,m_k}(b)$
6	3	{1}	{1}
9	2	{4,5}	{4}

ตารางที่ 9 การปรับปรุงและซ่อมแซมสตริงคำตอบ $Z_{3,1}$

สตริงคำตอบ	บิต	การอพยพเข้า $Z_{k,n_k}(b)$	การอพยพออก $X_{k,m_k}(b)$	การซ่อมแซมคำตอบ	สตริงคำตอบ Z_{k,n_k}											
					1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	6	1	1	เริ่มต้น	7	2	5	6	8	1	11	3	9	10	4	12
				ปรับปรุง	7	2	5	6	8	<u>1</u>	11	3	9	10	4	12
				ซ่อมแซม	7	2	5	6	8	<u>1</u>	11	3	9	10	4	12
1	9	5	10	เริ่มต้น	7	2	5	6	8	1	11	3	9	10	4	12
				ปรับปรุง	7	2	5	6	8	1	11	3	9	<u>5</u>	4	12
				ซ่อมแซม	7	2	<u>10</u>	6	8	1	11	3	9	<u>5</u>	4	12

5) ทำการซ่อมแซมคำตอบ โดยนำค่า $y_{k,n_k}(b)$ ไปแทนที่ในบิตของสตริงคำตอบ $Z_{k,n_k}(b)$ ที่มีค่าเท่ากับ $y_{k,n_k}(b)$ ได้ผลดังตารางที่ 9

6.5 ขั้นตอนการมิวเตชัน (Mutation)

สตริงที่ผ่านกระบวนการอพยพแล้วจะเข้าสู่ กระบวนการมิวเตชัน เพื่อให้สตริงมีความหลากหลายมากขึ้นซึ่งขั้นตอนของการมิวเตชันมีดังนี้

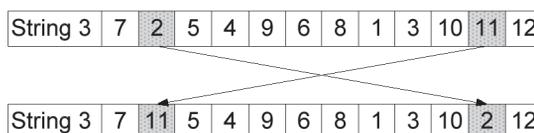
1) การเลือกสปีชีส์เคาท์เข้าสู่กระบวนการมิวเตชัน จะทำโดยการสร้างค่าวงล้อรูเล็ต (q_k) ให้กับทุกสปีชีส์เคาท์ด้วยค่า $m(k)$ คือ ความน่าจะเป็นในการเลือกสปีชีส์เคาท์ k ที่ได้จากสมการที่ 15 [18] จากนั้นทำการสุ่มค่า r ที่มีค่าระหว่าง 0 และ 1 มาเพื่อเลือกสปีชีส์เคาท์ที่มีค่า $q_{k-1} \leq r < q_k$; $q_0 = 0$ เข้าสู่กระบวนการมิวเตชัน ดังตัวอย่างในตารางที่ 10

$$m(k) = \frac{1 - P_{K,k}}{\sum_{k=1}^K (1 - P_{K,k})} \tag{15}$$

ตารางที่ 10 การคัดเลือกสปีชีส์เคาท์เข้าสู่กระบวนการมิวเตชันด้วยวงล้อรูเล็ต

Species Count	$P_{K,k}$	$1 - P_{K,k}$	$m(k)$	q_k	$r = 0.8146$
3	0.2500	0.7500	0.3529	0.3529	
2	0.3750	0.6250	0.2941	0.6471	
1	0.2500	0.7500	0.3529	1.0000	selected

2) จากสปีชีส์เคาท์ที่ถูกเลือกเข้าสู่กระบวนการมิวเตชัน จะทำการมิวเตชันสตริงที่เป็นสมาชิกในสปีชีส์เคาท์นั้น โดยการสุ่มเลขสุ่มให้กับทุกบิตที่อยู่ในสปีชีส์เคาท์นั้น หากเลขสุ่มใดมีค่าน้อยกว่าค่า P_m เราจะทำการมิวเตชันบิตนั้นด้วยวิธี Reciprocal exchange [16] ดังตัวอย่างในรูปที่ 8



รูปที่ 8 การมิวเตชันของสตริงคำตอบ 3

6.6 การเก็บสตริงคำตอบที่ดีที่สุดและสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไป

นำ สตริง คำตอบ เริ่มต้น กับ สตริง คำตอบ ที่ผ่านกระบวนการอพยพและกระบวนการมิวเตชัน มารวมกันแล้วทำการประเมินค่าและจัดอันดับสตริงคำตอบด้วยวิธี Non-dominated sorting อีกครั้งจากนั้นใช้เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุดเพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีที่สุดของรอบการทำงานปัจจุบัน และคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดีจำนวน N ตัวไปเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไป

6.7 การวนซ้ำ

ทำการวนซ้ำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 6.2 จนกระทั่งครบตามจำนวนรอบการทำงานที่กำหนด

7. ผลการทดลอง

ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ BBO กับ อัลกอริทึมที่ได้รับการยอมรับ คือ NSGAI และ DPSO ในปัญหาการจับสมดุลสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้านที่มีหลายวัตถุประสงค์ ภายใต้ผลกระทบจากการเรียนรู้ ทั้งปัญหาขนาดเล็กและปัญหาขนาดใหญ่ที่มีจำนวนงาน เวลารอบการทำงาน และความสัมพันธ์ก่อนหลังของงานแตกต่างกัน ดังแสดงในตารางที่ 11

ตารางที่ 11 รายละเอียดปัญหาการทดลอง

Problem	Author	NO. Products	NO. tasks	Cycle Time
P12	Kim et al. (2000)	2	12	5,7,8
P65	Lee et al. (2001)	3	65	326,490, 544
P148	Bartholdi (1993)	4	148	204,306, 408
P205	Lee et al. (2001)	4	205	1888,226 6,2454

พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลองในงานวิจัยนี้ได้จากการทำการทดลองเพื่อให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับแต่ละอัลกอริทึม แสดงดังตารางที่ 12 โดยการรันโปรแกรม Matlab 2009a บนคอมพิวเตอร์ Intel(R) Core™ i5-2520M CPU@2.50GHz Ram 4 GB Window7 และผลการทดลองที่ได้จากแต่ละอัลกอริทึมใช้ตัวชี้วัดสมรรถนะ 4 ตัว ได้แก่ คือ 1) การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) [19] 2) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่ได้ (Spread measurement) [20] 3) อัตราส่วนของจำนวน

กลุ่มคำตอบที่ได้เทียบกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) [21] และ 4) เวลาในการค้นหาคำตอบ (Computer time) ได้ผลดังตารางที่ 13

จากผลการทดลองในตารางที่ 13 เมื่อพิจารณาตัวชี้วัดสมรรถนะด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง พบว่าวิธี BBO มีค่าการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเข้าใกล้ค่า 0 มากที่สุดรองลงมาคือ NSGAI และ DPSO ตามลำดับ ด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่ค้นพบพบว่าทุกวิธีมีการกระจายของกลุ่มคำตอบไม่แตกต่างกัน ด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่ค้นพบเทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง พบว่าวิธี BBO มีค่าอัตราดังกล่าวเข้าใกล้ค่า 1 มากที่สุด รองลงมาคือ NSGAI และเมื่อพิจารณาด้านเวลาในการค้นหาคำตอบ พบว่าวิธี DPSO ใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยที่สุด รองลงมาคือวิธี BBO ส่วนวิธี NSGAI จะใช้เวลาในการค้นหาคำตอบมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบตัวชี้วัดสมรรถนะของทั้ง 3 อัลกอริทึมแล้วพบว่าวิธี BBO มีประสิทธิภาพที่ดีกว่า NSGAI และ DPSO

ตารางที่ 12 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในงานวิจัย

Parameter settings	NSGAI	DPSO	BBO
Population size	100	100	100
Number of Swarm	-	P12 : 4 P65 : 4 P148 : 5 P205 : 10	-
Number of Particles in each swarm	-	P12 : 25 P65 : 25 P148 : 20 P205 : 10	-
Crossover method	Weight mapping crossover	-	-
Mutation Method	Reciprocal exchange mutation	-	Reciprocal exchange mutation
Crossover probability	P12 : $P_c = 0.9$ P65 : $P_c = 0.9$ P148 : $P_c = 0.9$ P205 : $P_c = 0.7$	-	-
Mutation Probability	P12 : $P_m = 0.2$ P65 : $P_m = 0.4$ P148 : $P_m = 0.1$ P205 : $P_m = 0.1$	-	0.01
Learning factors : c_1, c_2	-	0.1	-
Inertia weight : w	-	1	-
Migration model	-	-	Linear
Learning effect	80%	80%	80%

ตารางที่ 13 ผลการทดลองตัวชี้วัดสมรรถนะของแต่ละอัลกอริทึม

Problem	P12			P65			P148			P205		
Cycle time	5	7	8	326	490	544	204	306	408	1888	2266	2454
<i>N_m</i>												
NSGAI	2	2	2	3	2	2	6	4	3	3	2	2
DPSO	2	2	2	3	2	2	6	4	3	3	2	2
BBO	2	2	2	3	2	2	6	4	3	3	2	2
<i>N_w</i>												
NSGAI	4	3	3	6	4	4	11	8	6	5	4	4
DPSO	4	3	3	6	4	4	12	8	6	5	4	4
BBO	4	3	3	6	4	4	11	8	6	5	4	4
<i>Convergence</i>												
NSGAI	0	0	0	0	0.1509	0.0512	0.1928	0.1419	0.2248	1.4142	0.2808	0.0676
DPSO	0	0	0	0.4634	0.3213	0.2236	NA	0.4944	0.4335	1.4142	0.3934	0.8176
BBO	0	0	0	0.2262	0.1375	0.1665	0.4162	0	0	0	0.3982	0.1699
<i>Spread</i>												
NSGAI	0	0.6667	0.6667	0.5872	0.5261	0.6230	0.4829	0.9244	0.5447	0	0.6667	0.5788
DPSO	0	0.6667	0.6667	0.6667	0.6667	0.5106	NA	0.5251	0.4864	0	0.6667	0
BBO	0	0.6667	0.6667	0.6753	0.5261	0.6811	0.6667	0.7263	0.8038	0	0.6667	0.6379
<i>Ratio</i>												
NSGAI	1	1	1	1	0.4	0.6667	0.5	0.3750	0	0	0.5	0.5
DPSO	1	1	1	0	0	0.1667	NA	0	0	0	0.25	0
BBO	1	1	1	0	0.6	0.1667	0.5	0.6250	1	1	0.25	0.5
<i>CPU time(s)</i>												
NSGAI	162	212	191	9578	10907	12014	38012	40991	48013	87054	88013	75659
DPSO	148	56	142	900	489	2402	5459	4969	5968	3566	10454	2504
BBO	132	67	164	720	488	2037	3223	9963	4108	24315	20198	10951

หมายเหตุ : NA หมายถึง ไม่มีค่าตัวชี้วัดสมรรถนะเนื่องจากผลของอัลกอริทึมนี้ถูกตัดออกไปเนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 หรือ 2 ถูกครอบงำด้วยค่าตอบของอัลกอริทึมอื่น

8. สรุป

สายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้านเป็นสายการประกอบที่นิยมใช้ในการจัดตารางการผลิตในอุตสาหกรรมที่มีขนาดใหญ่ และมีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน เช่น รถยนต์ รถบรรทุก โดยการจัดสรรงานลงสถานีงานเพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์โดยไม่ขัดกับเงื่อนไขความสัมพันธ์ก่อนหลังของงาน และเงื่อนไขข้อจำกัดในการผลิต หรือเรียกว่าการจัดสมดุลสายการผลิต ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำผลกระทบจากการเรียนรู้เข้ามาช่วยในการจัดตารางการผลิตเพื่อลดช่องว่างของการจัดตารางตามทฤษฎี และทำการพิจารณาหลายวัตถุประสงค์พร้อมกัน ซึ่งปัญหาลักษณะนี้เป็นปัญหาแบบ NP-hard

ในงานวิจัยนี้เป็นการศึกษาปัญหาการจัดสมดุลสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบสองด้านภายใต้ผลกระทบจากการเรียนรู้ที่มีหลายวัตถุประสงค์ ได้แก่ จำนวนคู่สถานีงานน้อยที่สุด จำนวนสถานีงานน้อยที่สุด ผลต่างความสัมพันธ์ของงานในสถานีงานมีค่าน้อยที่สุด และความแตกต่าง

ของภาระงานระหว่างสถานีงานมีค่าน้อยที่สุด โดยทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จากอัลกอริทึม NSGAI และ DPSO กับอัลกอริทึมใหม่คือ BBO

ผลจากการทดลองด้านประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบพบว่า BBO สามารถค้นหาคำตอบได้ใกล้กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดทั้งในด้านการเข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงและอัตราส่วนของกลุ่มคำตอบที่ได้เทียบกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงมากที่สุด รองลงมาคือ NSGAI และ DPSO ตามลำดับ และเมื่อพิจารณาด้านเวลาในการค้นหาคำตอบพบว่า BBO ใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยกว่าเมื่อเทียบกับ NSGAI ซึ่งใช้เวลาในการค้นหาคำตอบมากที่สุด การใช้เวลาในการค้นหาคำตอบที่นานเกินไปทำให้ในบางครั้งเราไม่สามารถประยุกต์อัลกอริทึมนั้นไปใช้กับงานจริงได้ ดังนั้น BBO จึงเป็นอัลกอริทึมที่เหมาะสมในการนำไปใช้ในแก้ปัญหาเนื่องจากคำตอบที่ได้มีประสิทธิภาพที่ดีกว่า NSGAI และ DPSO และเวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบสามารถยอมรับได้

9. เอกสารอ้างอิง

- [1] Lee TO, Kim YH, Kim YK. Two-sided assembly line balancing to maximize work relatedness and slackness. *Computers & Industrial Engineering*. 2001; 40: 273-292.
- [2] Biskup D. Single-machine scheduling with learning considerations. *European Journal of Operational Research*. 1999; 115: 173-178.
- [3] Chutima P. Activity Scheduling Technique. Bangkok : Chulalongkorn University 2003.(In Thai)
- [4] Kim YK, Kim YH, Kim YJ. Two-sided assembly line balancing: a genetic algorithm approach. *Production Planning & Control*. 2000; 11: 44-53.
- [5] Ozcan U, Toklu B. Multiple-criteria decision-making in two-sided assembly line balancing: A goal programming and a fuzzy goal programming models. *Computers & Operations Research*. 2009a: 1955-1965.
- [6] Ozcan U, Toklu B. A tabu search algorithm for two-sided assembly line balancing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2009b: 822-829.
- [7] Chutima P, Chimklai P. Multi-objective two-sided mixed-model assembly line balancing using particle swarm optimisation with negative knowledge. *Computers & Industrial Engineering*. 2012; 62: 39-55.
- [8] Liao CJ, Tseng CT, Luarn P. A discrete version of particle swarm optimization for flowshop scheduling problems. *Computers & Operations Research*. 2007; 34: 3099-3111.
- [9] Simon D. Biogeography-Based Optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2008; 12: 702-713.
- [10] Wright TP. Factors affecting the cost of airplanes. *Journal of Aeronautical Sciences*. 1936; 3: 122-128.
- [11] Biskup D. A state-of-the-art review on scheduling with learning effects. *European Journal of Operational Research*. 2008; 188: 315-329.
- [12] Kuo WH, Yang DL. Single-machine group scheduling with a time-dependent learning effect. *Computers & Operations Research*. 2006b; 33: 2099-2112.
- [13] Arditi D, Tokdemir OB, Suh K. Effect of learning on line-of-balance scheduling. *International Journal of Project Management*. 2001; 19: 256-277.
- [14] Goldberg DE. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Reading, NY, Addison-Wesley. 1989.
- [15] Simaria AS, Vilarinho PM. 2-ANTBAL: An ant colony optimisation algorithm for balancing two-sided assembly lines. *Computers & Industrial Engineering*. 2007: 489-506.
- [16] Chimklai P. Application of memetic algorithms for multi-objective balancing problem on mixed-model two sided assembly line in just in time production system. [MEng Thesis]. Bangkok: Chulalongkorn University. 2010. (In Thai).
- [17] Deb K, Pratap A, Agarwal S, Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2002; 6: 182-197.
- [18] Ma H. An analysis of the equilibrium of migration models for biogeography-based optimization. *Information Sciences*. 2010; 180: 3444-3464.
- [19] Kumar R, Singh PK. Pareto evolutionary algorithm hybridized with local search for bi-objective TSP. *Studies in Computational Intelligence*. 2007; 75: 361-398.
- [20] Li M, Zheng J. Spread assessment for evolutionary multi-objective optimization. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 2009: 216-230.
- [21] Gen M, Lin L. Multi-objective hybrid genetic algorithm for bicriteria network design problem. *Complexity International*. 2005; 11: 73-83.