

การประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการบรรจบสำหรับปัญหาการจัดลำดับการผลิตหลายวัตถุประสงค์
บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวอยู่ในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี

Application of Combinatorial optimization with coincidence for Multi-Objective Sequencing
Problems on Mixed-Model U-Shaped Assembly Lines in JIT Production Systems

ปารเมศ ชุตินา¹ นพพล คำภิรมย์² วรินทร์ วัฒนพรพรหม³ และประภาส จงสถิตย์วัฒนา⁴

Parames Chutima¹ Noppon Kampirom² Warin Wattanapornprom³ and Prabhas Chongstitvattana⁴

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอวิธีใหม่ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับการผลิตที่เข้าทำการประกอบบนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมลักษณะตัวอยู่ในระบบแบบทันเวลาพอดี พร้อมทั้งได้พิจารณาของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ควบคู่กันไปในเวลาเดียวกัน คือ 1. การหาค่าต่ำที่สุดของเวลาการปรับตั้งเครื่องจักร (Minimize setup time) และ 2. การหาค่าต่ำที่สุดจากความผันแปรของภาระงานในระบบการผลิต (Minimize absolute deviation of workload) แต่เนื่องจากปัญหาดังกล่าวมีลักษณะเป็น NP-Hard แบบการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเชิงจัด (Combinatorial Optimization) ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาวิธีการ Combinatorial optimization with coincidence หรือ COIN เพื่อใช้ในการแก้ไขปัญหาดังกล่าวและเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับ Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) แบบดั้งเดิม ผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึม COIN ให้ประสิทธิภาพของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Pareto Optimal) ในด้านคุณภาพของคำตอบและเวลาในการคำนวณดีกว่า NSGA-II

ABSTRACT

This paper proposed a new evolutionary approach to sequencing problems in Mixed-model U-lines (MMULs). We consider two objectives; which are setup times and absolute deviations of workloads across workstations to be minimized simultaneously. This type of problem is also an NP-hard problem. Therefore we proposed Combinatorial optimization with coincidence (COIN) to solve sequencing problems in MMULs. They compared the performance of COIN with that of a Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II). Our experiments bases on the same dataset of Kim et al. (2000). The result shows that the Pareto Optimal performance of the COIN is better than NSGA-II in solution quality and convergent rate.

Keyword : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, sequencing problems, Mixed model assembly line, JIT production system, Combinatorial optimization with coincidence

Parames Chutima: cparames@chula.ac.th

^{1,2}ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

^{1,2}Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, Payathai, Bangkok 10330

^{3,4}ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

^{3,4}Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, Payathai, Bangkok 10330

1. คำนำ (Introduction)

สายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู หรือ U-line เป็นส่วนหนึ่งที่มีความสำคัญต่อระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี ในเรื่องของการปรับแต่งจุดปฏิบัติงานภายในเซลล์การทำงาน (Work cell) (Books) Don Tapping ได้มีการประยุกต์ใช้เพื่อรองรับกับลักษณะสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมซึ่งเหมาะสมมากกว่าสายการประกอบลักษณะเส้นตรง หรือ Straight Line เนื่องจากสถานีงานของ U-line จะมีการทำงานข้างหน้า (The Front) อย่างเดียว หรือทั้งการทำงานข้างหน้า (The Front) และการทำงานข้างหลัง (The Back) ซึ่งแตกต่างกับ Straight Line ที่มีสถานีงานข้างหน้าอย่างเดียว ทำให้ภายในแต่ละสถานีงานของ Straight Line สามารถทำงานได้เพียง 1 แบบผลิตภัณฑ์ (Model) เท่านั้นภายใน 1 รอบการผลิต ส่วนลักษณะสายการประกอบแบบตัวยู ภายในแต่ละสถานีงานสามารถทำได้ถึง 2 แบบ (model mix) (ทั้งข้างหน้าและข้างหลัง) ภายใน 1 รอบการผลิต Yeo Keun Kim (2004) ทำให้มีรูปแบบสอดคล้องกับสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม (Mixed Model Assembly Line) ซึ่งเป็นงานการประกอบที่ใช้สำหรับผลิตผลิตภัณฑ์ 2 ชนิดหรือมากกว่า ผลิตภัณฑ์ต่างๆ จะเข้าสู่สายงานการประกอบปะปนกัน ไม่มีการแบ่งว่าต้องทำผลิตภัณฑ์ชนิดใดก่อน

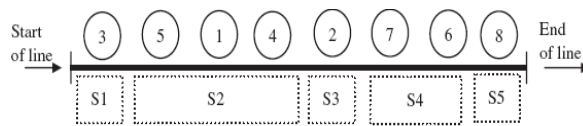


Figure 1.1 Straight Line

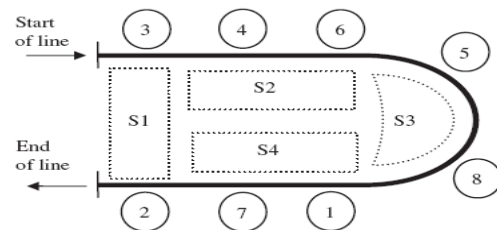


Figure 1.2 U-line

และในปัจจุบันได้มีการนำเอา U-line ไปใช้กันอย่างแพร่หลายมากขึ้น เพราะมีประสิทธิภาพมากกว่า Straight Line หลายด้าน เช่น ในด้านของระบบที่มีความยืดหยุ่น (flexibility) สูงเหมาะสำหรับการเปลี่ยนแปลงตามความต้องการ (Demand) ของลูกค้า ด้านคุณภาพของผลิตภัณฑ์ที่ดีเพราะมีจุดตรวจจอบมากกว่า และด้านการใช้ประโยชน์ของเครื่องจักรที่สูงกว่าเพราะเกิดเวลารว่างงานน้อย เป็นต้น ซึ่งปัญหาการจัดสมดุลสายการผลิตผสม หรือ Mixed-Model Line Balancing (MMLB) และปัญหาในการจัดลำดับการผลิตผลิตภัณฑ์ผสม หรือ Mixed-Model Sequencing (MMS) เป็นสองปัญหาสำคัญในการหาประสิทธิภาพของระบบการผลิต โดยในงานวิจัยนี้ได้สมมติให้ระบบการผลิตนั้นมีความสมดุลอยู่แล้ว จะพิจารณาเฉพาะปัญหาการจัดลำดับการผลิตผลิตภัณฑ์ผสมเพียงอย่างเดียวซึ่ง MMS เป็นปัญหาในการคำนวณหาลำดับการผลิตของแต่ละแบบผลิตภัณฑ์บนสายการผลิตโดยมีตัววัดประสิทธิภาพในการจัดลำดับการผลิต Kara (2007)

จากงานวิจัยที่ผ่านมาของปัญหา MMS ใน U-lines ซึ่งสภาวะแวดล้อมของระบบการผลิตแตกต่างกับ straight line เพราะมี crossover workstations เพิ่มเข้ามาทำให้หนึ่งสถานีงานสามารถผลิตผลิตภัณฑ์ได้ถึงสองแบบ จากเดิมที่ผลิตได้แบบเดียวใน regular workstations โดย งานวิจัยของ Y.K. Kim (2002) กล่าวถึงการแก้ไข ปัญหา Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Assembly line มีวัตถุประสงค์คือการหาค่าที่ต่ำที่สุดในการทำงานที่ใช้ประโยชน์ได้ (Minimizing utility work) โดยใช้ Coevolutionary Algorithm (CoA) เปรียบเทียบกับ Hierarchical Approach (HA) โดยนำปัญหาของ Thomopoulos, Kim และ Arcus และผลการทดลองสรุปได้ว่า

อีวิริสติก CoA สามารถหาคำตอบได้ดีกว่า HA ทุกปัญหาที่ได้ทำการทดลอง ยกเว้น Thom 1 ซึ่งได้คำตอบเท่าๆ กัน และต่อมงานวิจัยของ Yeo Keun Kim (2004) กล่าวถึงการแก้ไขปัญหา Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Mixed model U-lines มีวัตถุประสงค์คือ การหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงาน (Minimize absolute deviation of workloads) โดยใช้ CoA เปรียบเทียบกับ HA โดยปัญหาของ Thomopoulos, Kim และ Arcus มาแก้ปัญห และผลสามารถสรุปได้ว่า อีวิริสติก CoA สามารถหาคำตอบได้ดีกว่า HA ทุกปัญหาที่ได้ทำการทดลอง หลังจากนั้นงานวิจัยของ Kim, Y.K.(2006) กล่าวถึงการแก้ไขปัญหา Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Mixed model U-lines โดยมีวัตถุประสงค์เดียวกันกับงานวิจัยของ Yeo Keun Kim (2004) โดยใช้อีวิริสติกในการค้นหาคำตอบคือ Endosymbiotic Evolutionary Algorithm (EEA) เปรียบเทียบกับ Hierarchical Genetic Algorithm (HGA) โดยทำการทดลองแก้ปัญหเดียวกันกับงานวิจัยของ Yeo Keun Kim (2004) และสรุปผลได้ว่า อีวิริสติก EEA สามารถหาคำตอบได้ดีกว่า HGA ทุกปัญหาที่ได้ทำการทดลอง ต่อมา งานวิจัยของ Kara (2007) ได้นำเสนอการแก้ไขปัญห Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Mixedmodel U-lines มี 3 วัตถุประสงค์คือ 1.การหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงาน (Minimize absolute deviation of workloads) 2.การหาค่าเวลารวมในการปรับตั้งเครื่องจักรต่ำที่สุด (Minimizing the total cost of setups) 3.ความผันแปรของการผลิตรวมในลำดับการผลิตต่ำที่สุด (Minimizing the deviation of workloads across workstations) โดยใช้อีวิริสติกในการค้นหาคำตอบคือ Simulated annealing (SA) ได้ยกตัวอย่างกรณีศึกษา มาทดลองแก้ปัญห ต่อมางานวิจัยของ Yakup Kara (2008) กล่าวถึงการแก้ไขปัญห Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Mixedmodel U-lines มีวัตถุประสงค์เดียวกันกับงานวิจัยของ Yeo Keun Kim (2004) โดยใช้อีวิริสติกในการค้นหาคำตอบคือ SA เปรียบเทียบกับ CoA และ EEA โดยแก้ปัญหเดียวกัน และผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่า อีวิริสติก SA สามารถหาคำตอบได้ดีกว่า CoA และ EEA ทุกปัญหาที่ได้ทำการทดลอง ดังนั้นบทความนี้จึงได้พัฒนาวิธีการใหม่เรียกว่า ขั้นตอนวิธีการบรรจบ หรือ Combinatorial optimization with coincidence (COIN) เพื่อใช้ในการแก้ไขปัญหการจัดลำดับการผลิตผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวอยู่ในปัญหาของ Yeo Keun Kim (2004) และเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับ Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) แบบดั้งเดิม

2. การประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการบรรจบในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์

2.1 ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์

ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์จะประกอบด้วย m วัตถุประสงค์ และตัวแปรตัดสินใจ n ตัว Konak, A (2006) ซึ่งสามารถเขียนได้เป็น Minimize $\{f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)\}$ โดยที่ x คือ เวกเตอร์ของตัวแปรตัดสินใจ $f_i(x)$ คือ ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ i , $i = \{1, 2, \dots, m\}$ และ $g(x)$ คือ เวกเตอร์ข้อจำกัด ถ้าเวกเตอร์ของตัวแปรตัดสินใจ x ให้คำตอบที่เด่นกว่าหรือครอบงำ (Dominated) เวกเตอร์ตัดสินใจ y (เขียนได้เป็น $x \succ y$) แล้ว $f_i(x) \leq f_i(y)$ สำหรับทุกค่าของ $i \in \{1, 2, \dots, m\}$ และจะมี $f_i(x) < f_i(y)$ อย่างน้อย 1 ค่าของ $i \in \{1, 2, \dots, m\}$ (Books) Carlos A นั่นคือ ถ้าคำตอบที่พบในพื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้ เป็นคำตอบที่ไม่มีคำตอบใดเด่นกว่า หรือ ไม่มีคำตอบใดที่สามารถครอบงำชุดคำตอบนี้ได้ ก็จะใช้เรียกคำตอบนี้ว่าเป็นกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto Optimal) และเรียกสมาชิกคำตอบทุกคำตอบที่อยู่ในกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดว่า เซตค่า

ตอบที่ดีที่สุด (Pareto Optimal Set) หรือ เซตคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากทุกคำตอบ (Non-dominated Set) หรือ เซตคำตอบที่มีประสิทธิภาพ (Efficient Set) ซึ่งเซตคำตอบนี้จะอยู่บนเส้นโค้งที่ใช้ในการกำหนดพื้นที่ขอบเขตของ คำตอบ เรียกว่า ขอบเขตของกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto Optimal Frontier) หรือ ขอบเขตของคำตอบที่มี ประสิทธิภาพ (Efficient Frontier) หรือขอบเขตของคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากทุกคำตอบ (Non-dominated Frontier)

2.2 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์

การประยุกต์ใช้ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดีมีวัตถุประสงค์ที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดลำดับการผลิต บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑืผสมคือ ภาระงานของสถานีปฏิบัติงานอยู่ในระดับเดียวกัน (Smoothed Workload) และการลดเวลาการเตรียมเครื่องจักร (Reduction of Setup Time)

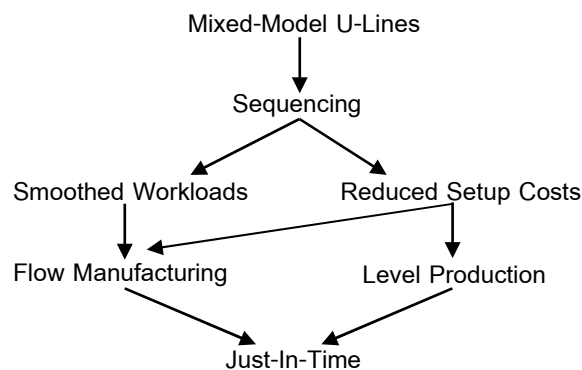


Figure 2. JIT production on mixed-model U-lines

ดังนั้นในงานวิจัย จึงใช้วัตถุประสงค์ของการจัดตารางดังนี้

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{k=2}^{L_i} s_{ik} \times t_{ik} \right) + t_{i0} \quad \dots (1)$$

$$f_2(x) = \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S \left| T_{js} - \bar{T} \right| \quad \dots (2)$$

โดยที่กำหนดให้ $f_1(x)$ คือ เวลาในการปรับตั้งเครื่อง (Setup time)

$f_2(x)$ คือ ความผันแปรของภาระงาน (Absolute deviation of workload)

MPS_i คือ Minimum Part Set สำหรับงาน (task) i , MS_i คือ ลำดับแบบงาน (Model sequencing) ของงาน i

s_{ik} คือ 1, ถ้าแบบงานที่ตำแหน่ง k ของ MS_i แตกต่างจากแบบงานที่ตำแหน่ง $k-1$ ของ MS_i ; 0, ที่อื่น

t_{ik} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานที่ i สำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

t_{i0} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานเริ่มต้นสำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

L_i คือ จำนวนผลรวมของแบบงานหนึ่ง MPS_i , N คือ จำนวนผลรวมของงานทั้งหมด

J คือ จำนวนสถานีงาน, T_{js} คือ จำนวนของงานที่มอบหมายไปสู่สถานีงาน j รอบ (Cycle) ที่ s

\bar{T} คือ รอบเวลาการผลิต (Cycle time), n คือ จำนวนของผลิตภัณฑืใดผลิตภัณฑืหนึ่งที่ถูกผลิต

d_i คือ ความต้องการผลิตผลิตภัณฑื i เมื่อ $i = 1, 2, \dots, n$

2.3 ขั้นตอนวิธีบรรจบในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีการบรรจบหรือ Combinatorial Optimization with Coincidence (COIN) เป็นแนวคิดมาจากการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Traveling Salesman Problem หรือ

TSP) ซึ่งแนวคิดหลักนั้นเป็นการศึกษาแนวทางของคำตอบที่ไม่ดี (not-good) และคำตอบที่ดี (Good) ที่เกิดขึ้นในเวลาเดียวกันเพื่อเป็นตัวกำหนดทิศทางของคำตอบสุดท้าย โดยมีการสร้างตารางความน่าจะเป็น ขึ้นมาแล้วสุ่มเลือกมาสร้างประชากรเริ่มต้น โดยมีการปรับปรุงตารางความน่าจะเป็นตลอดเวลาตามแต่ละรอบ (generation) โดยปรับปรุงตามคำตอบที่ไม่ดี และคำตอบที่ดีถ้าเกิดเป็นคำตอบที่ไม่ดี ค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเจอในรอบต่อไปก็จะลดลง แต่ถ้าเกิดเป็นคำตอบที่ดีค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเจอในรอบต่อไปก็จะเพิ่มมากขึ้น เพื่อที่จะสามารถคงการสุ่มเลือกคำตอบที่ดีไว้ได้ โดยขั้นตอนวิธีการมีดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 สร้างตารางความน่าจะเป็น สร้างตารางเมตริกซ์ขนาดมิติเท่ากับจำนวนความยาวของ Minimum Part Set (MPS) ของปัญหา

ขั้นตอนที่ 2 สร้างประชากรโดยการสุ่มค่าจากตารางความน่าจะเป็น เลือกลำดับการผลิตโดยการสุ่มจากตารางเมตริกซ์ตามขนาดประชากร (Population size) ที่กำหนด

ขั้นตอนที่ 3 คำนวณค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ คำนวณค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์และทำการหา Non-dominated Sorting เพื่อที่หาลำดับการผลิตที่เป็นคำตอบดี และลำดับการผลิตที่เป็นคำตอบแย่

ขั้นตอนที่ 4 คัดเลือกคำตอบดีและคำตอบไม่ดี โดยเก็บคำตอบที่เกิดขึ้นในกราฟพาเรโตเส้นที่ 1 (คำตอบดี) และกราฟพาเรโตเส้นสุดท้าย (คำตอบไม่ดี)

ขั้นตอนที่ 5 ปรับปรุงค่าตารางความน่าจะเป็น โดยการให้รางวัลในกรณีคำตอบดี และการลงโทษในกรณีคำตอบไม่ดี

ขั้นตอนที่ 6 เก็บค่าคำตอบที่ดีไว้ เก็บค่าคำตอบที่ดีในรอบ T มาร่วมกับค่าคำตอบที่ดี ในรอบ T-1 แล้วมาหาค่าที่ดีที่สุดด้วยวิธีการ Non-dominated Sorting เก็บค่าที่เหมาะสมที่สุดไว้เพื่อเป็นตัวแทนในรอบ T เพื่อมารวมกับรอบ T+1 ต่อไปจนครบรอบ

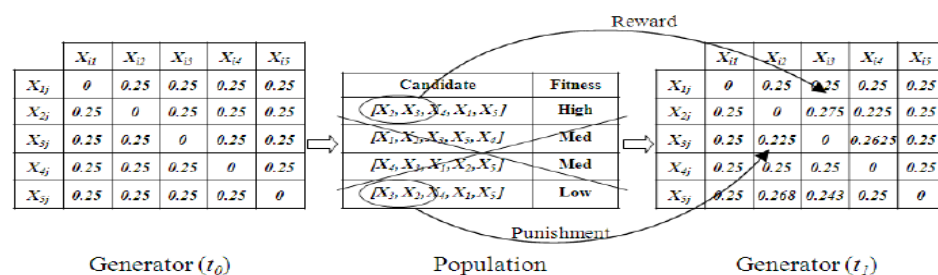


Figure 3 Updating the generator

2.4 กำหนดพารามิเตอร์การทดลอง

งานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองแก้ปัญหาในงานวิจัย Yeou Keun Kim (2004) จำนวน 2 ปัญหาและประยุกต์กับปัญหาขนาดใหญ่จำนวน 2 ปัญหา และสามารถกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับการใช้ NSGA-II และการประยุกต์ใช้ M-NSGA II ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ จากงานวิจัยดังกล่าวได้จากประยุกต์การออกแบบการทดลองในเบื้องต้นพบว่าค่าพารามิเตอร์ที่มีผลต่อการหาคำตอบอย่างมีนัยสำคัญ 0.05 ดังนี้

NSGA II 1. ขนาดประชากรในการทดลอง (Population size): Pop Size = 100

2. จำนวนการรอบในการทำการทดลองสูงสุด (Maximum generation): Max Gen = 500, 1000

3. ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ (Crossover probability): $P_c = 0.5$

4. ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชัน (Mutation probability): $P_m = 0.05$

COIN

1. ขนาดประชากรในการทดลอง (Population size): Pop Size = 100

2. จำนวนการรอบในการทำการทดลองสูงสุด (Maximum generation): Max Gen = 500, 1000

3. ค่าการให้รางวัลหรือการลงโทษ = 10% สำหรับปัญหาในงานวิจัย Yeo Keun Kim (2004)

และ 15% สำหรับปัญหาขนาดใหญ่

Problem	No. of models	MPS
Kim2	4	1 3 4 5
Kim3	4	6 4 2 1
Kim5	4	1 3 4 5
Kim6	4	6 4 2 1
Arcus2	5	5 3 2 1 1
Arcus3	5	1 2 4 5 8
Arcus4	5	1 4 8 3 1
Arcus6	5	5 3 2 1 1
Arcus7	5	1 2 4 5 8
Arcus8	5	1 4 8 3 1
Arcus10	5	5 3 2 1 1
Arcus11	5	1 2 4 5 8
Arcus12	5	1 4 8 3 1
Set 1	10	5 5 3 1 1 1 1 1 1 1
	10	4 4 4 2 1 1 1 1 1 1
	10	6 5 2 1 1 1 1 1 1 1
Set 2	15	25 25 20 15 5 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
	15	15 15 15 10 10 10 10 5 4 1 1 1 1 1 1
	15	7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 6 6 6 6 6

Table 1 Experimental Problem in Research and Large Problem

2.5 ตัวชี้วัดสมรรถนะของกลุ่มคำตอบ

งานวิจัยนี้ได้ใช้ สามตัววัดสมรรถนะเพื่อรักษาเป้าหมายที่สำคัญสองด้านคือ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง และการรักษาความหลากหลายภายในกลุ่มคำตอบที่หาได้ ดังนั้นในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่สุดหลายวัตถุประสงค์จึงใช้ตัววัดสมรรถนะดังนี้

2.5.1 การวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) เป็นตัวชี้วัดการลู่เข้าของกลุ่มคำตอบโดยเปรียบเทียบระยะทางจากสมาชิกของกลุ่มคำตอบทุกคำตอบที่หาได้ (obtained solution set) กับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (true Pareto set) ดังสูตร

$$Convergence = \frac{\sum_{i=1}^{|S^*|} d_i}{|S^*|} \quad \text{โดยที่} \quad d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^k \left[\frac{f_i(x) - f_i(y)}{f_i^{\max} - f_i^{\min}} \right]^2} \quad \dots(3)$$

ซึ่ง S^* คือเซตคำตอบที่แท้จริง, f_i^{\max} และ f_i^{\min} คือค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ i ที่มีค่ามากที่สุดและน้อยที่สุด ตามลำดับ และ k คือจำนวนฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ดังนั้นถ้าค่าตัวสมรรถนะชนิดนี้มีค่าเข้าใกล้ศูนย์ ถือว่ากลุ่มคำตอบอัลกอริทึมนั้นเป็นกลุ่มคำตอบที่ลู่เข้าใกล้กลุ่มคำตอบที่แท้จริง

2.5.2 การวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) เป็นตัวชี้วัดที่บอกการกระจายของกลุ่มคำตอบ

$$Spread = \frac{d_f + d_l + \sum_{i=1}^{N-1} |d_i - \bar{d}|}{d_f + d_l + (N-1)\bar{d}} \quad \dots(4)$$

ซึ่ง d_f และ d_l เป็นระยะห่างของคำตอบปลายสุดทั้งสองด้าน, d_i เป็นระยะของคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน ในเซตคำตอบที่ดีที่สุดที่หาได้ และ N เป็นจำนวนคำตอบที่หาได้ ดังนั้นถ้าค่าตัวสมรรถนะชนิดนี้มีค่าเข้าใกล้ 1 ถือว่ากลุ่มคำตอบอัลกอริทึมนั้นจะมีคำตอบที่มีลักษณะการกระจายที่มีลักษณะสม่ำเสมอตลอดเส้นขอบเขตของกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด

2.5.3 การวัดสมรรถนะด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of non-dominated solution) เป็นตัวชี้วัดอัตราส่วนของกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

$$Ratio = \frac{|S_j - \{x \in S_j \mid \exists y \in S : y \sqsubseteq x\}|}{|S_j|} \quad \dots(5)$$

ซึ่ง S_j เป็นเซตคำตอบที่ j , S เป็นการรวมกันของ J เซตคำตอบ และ x กับ y คือเซตคำตอบที่หาได้และเซตคำตอบที่แท้จริง ตามลำดับ ดังนั้นถ้าค่าตัวสมรรถนะชนิดนี้มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่ากลุ่มคำตอบที่หาได้จากอัลกอริทึมนั้นจะมีคำตอบที่สามารถเทียบกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

2.5.4 การวัดสมรรถนะด้านเวลาในการคำนวณจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้ เป็นตัวชี้วัดด้านเวลาการหาคำตอบ โดยเปรียบเทียบที่จำนวนรอบ (Generation) ในการทดลองที่เท่ากัน

3. ผลการทดลอง

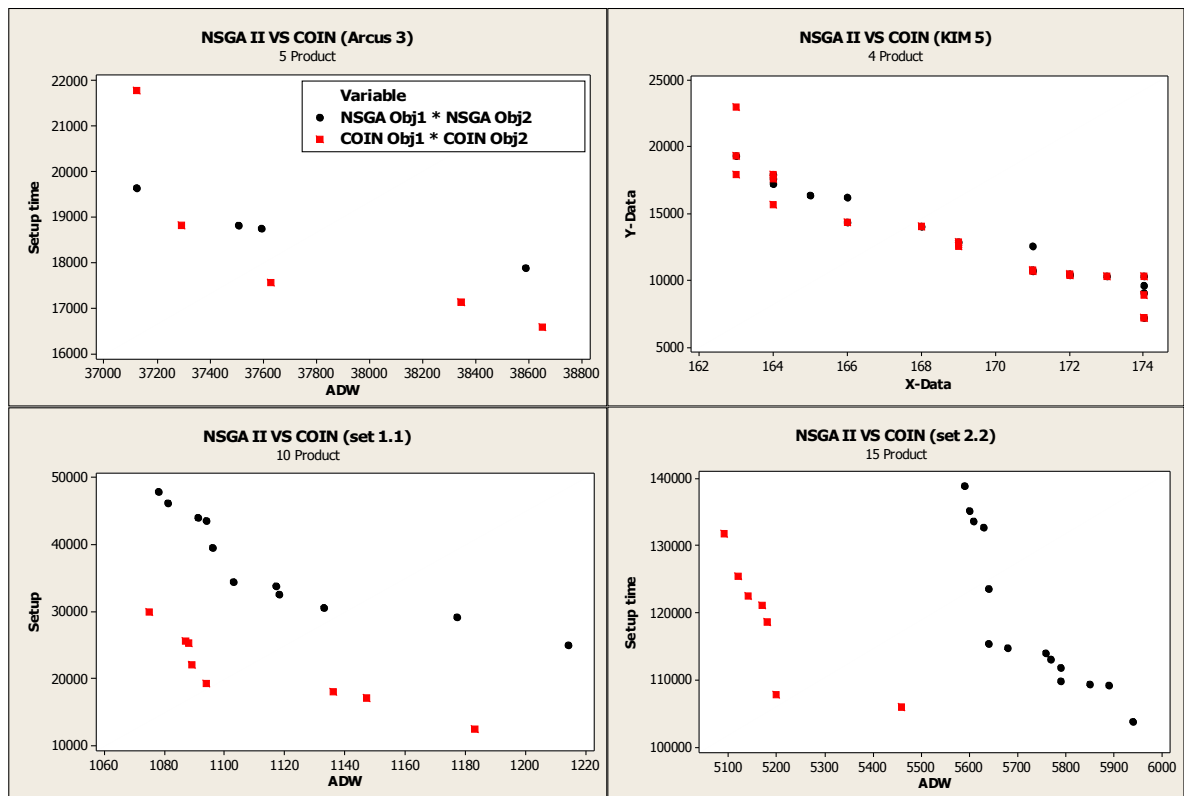


Figure 4. Show Solutions test problems for comparison algorithm

Problem set	Performance Measure	NSGA-II	COIN	Problem set	Performance Measure	NSGA-II	COIN
KIM 2	Convergence	0.0151	0	Arcus 10	Convergence	0	0
	Spread	0.7829	0.7195		Spread	1.0212	1.0212
	Ratio of solution	0.6667	0.7778		Ratio of solution	1	1
KIM 3	Convergence	0.0307	0	Arcus 11	Convergence	0	0
	Spread	0.5321	0.5726		Spread	0.7368	0.7368
	Ratio of solution	0.6667	0.7143		Ratio of solution	1	1
KIM 5	Convergence	0.025	0	Arcus 12	Convergence	0.188	0.1929
	Spread	0.5721	0.6432		Spread	0.5256	0.75
	Ratio of solution	0.3158	0.5		Ratio of solution	0.5	1
KIM 6	Convergence	0	0	Set 1.1	Convergence	0.3423	0
	Spread	0.4266	0.4266		Spread	0.6261	0.6675
	Ratio of solution	0.6923	0.6923		Ratio of solution	0	1
Problem set	Performance Measure	NSGA-II	COIN	Problem set	Performance Measure	NSGA-II	COIN
Arcus 2	Convergence	0.0127	0	Set 1.2	Convergence	0	0.2965
	Spread	0.5463	0.5486		Spread	0.6953	0.507
	Ratio of solution	0.8	1		Ratio of solution	0.8462	0
Arcus 3	Convergence	0.1779	0.0756	Set 1.3	Convergence	0.4033	0
	Spread	0.7833	0.5425		Spread	0.6135	0.7118
	Ratio of solution	0.75	0.8		Ratio of solution	0	1
Arcus 4	Convergence	0	0	Set 2.1	Convergence	0.1931	0
	Spread	0.7575	0.7575		Spread	0.613	0.6174
	Ratio of solution	1	1		Ratio of solution	0	0.8571
Arcus 6	Convergence	0.0158	0.0194	Set 2.2	Convergence	0.4774	0.0713
	Spread	0.663	0.6917		Spread	0.5873	0.7785
	Ratio of solution	0.7143	0.7143		Ratio of solution	0.0714	1
Arcus 7	Convergence	0	0	Set 2.3	Convergence	0.1144	0.004
	Spread	0.553	0.553		Spread	0.3071	0.4993
	Ratio of solution	1	1		Ratio of solution	0.1	0.9474
Arcus 8	Convergence	0.1245	0.0496		Convergence		
	Spread	0.6874	0.6544		Spread		
	Ratio of solution	0.3333	0.5		Ratio of solution		

Table 2. Solutions a measure for comparison problems

4. วิจัยณ์ผลการทดลอง

จากผลการทดลองโดยใช้โปรแกรม Matlab 14 จากคอมพิวเตอร์ CPU 1.83 GHz./1.99 GB of RAM ตามปัญหาของงานวิจัย Yeou Keun Kim (2004) จำนวน 2 ปัญหาและปัญหามาตรฐานใหญ่จำนวน 2 ปัญหา

พบว่าตัววัดสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่อู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงของ COIN จะมีอัตราการลู่อู่เข้าสู่คำตอบที่แท้จริงดีกว่า NSGA-II ทางด้านตัววัดสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ พบว่าอัลกอริทึมแบบ COIN จะมีกลุ่มคำตอบที่มีการกระจายลักษณะสม่ำเสมอไม่ได้ดีกว่า NSGA-II ในทุกปัญหา ทางด้านตัววัดสมรรถนะด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงพบว่า COIN จะมีจำนวนคำตอบที่เท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงดีกว่า NSGA-II และเมื่อพิจารณาด้านเวลาในการคำนวณคำตอบของ COIN ใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่า NSGA II ในทุกปัญหา

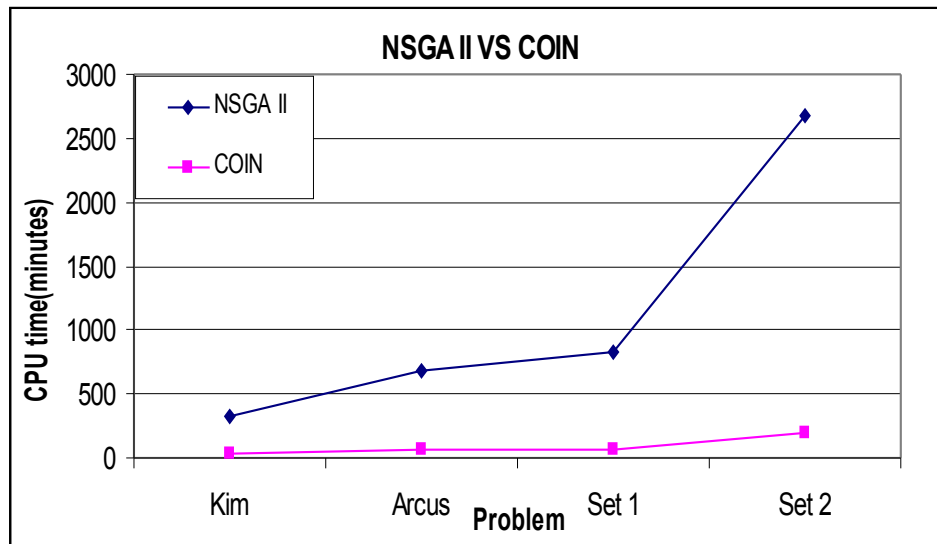


Figure 5. CPU time of problem sets for the NSGA-II and COIN

5. สรุปผลการทดลอง

ในงานวิจัยนี้จึงทำการค้นหาวิธีวิวิธวิธีที่มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่ดีในปัญหาการจัดลำดับการผลิตที่มีหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบลักษณะตัวอยู่ในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี โดยมีฟังก์ชันวัตถุประสงค์ 2 วัตถุประสงค์ได้แก่ เวลาในการปรับตั้งเครื่องน้อยที่สุด และความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด โดยใช้ปัญหาในงานวิจัย Yeo Keun Kim (2004) พบว่าประสิทธิภาพด้านการลู่อู่เข้าสู่คำตอบที่แท้จริง ด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบ ด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง และด้านเวลาในการคำนวณ COIN ดีกว่า NSGA-II ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่า Combinatorial optimization with coincidence Algorithm หรือ อัลกอริทึมแบบ COIN มีประสิทธิภาพในด้านการลู่อู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่เหมาะสม(True Pareto Optimal) ดีกว่า และยังใช้เวลาในการประมวลผลหากกลุ่มคำตอบที่น้อยกว่า Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II หรืออัลกอริทึมแบบ NSGA-II อีกด้วย

6. เอกสารอ้างอิง

- McMullen, P.R., 2001a. An efficient frontier approach to addressing JIT sequencing problems with setups via search heuristics. *Computers & Industrial Engineering*, 41, 335–353.
- Y.K. Kim A set of data for the integration of balancing and sequencing in mixed-model U- lines, 2002. Available from: <<http://syslab.chonnam.ac.kr/links/data-mmulbs.doc>>.
- Yeo Keun Kim a, Jae Yun Kim b,1, Yeongho Kim An endosymbiotic evolutionary algorithm for the

- Integration of balancing and sequencing in mixed-model U-lines, 2004
- Kim, Y.K., Kim, J.K., and Kim, Y.H., 2006. An endosymbiotic evolutionary algorithm for the integration of balancing and sequencing in mixed-model U-line, *European Journal of Operational Research*, 168(3), 838-852
- Konak, A., Coit, D.W., 2006. Alice E.S., Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. *Reliability Engineering and System Safety*, 992-1007.
- Kara Y Ozcan, U. and Peker, A, 2007a. An approach for balancing and sequencing mixed-model JIT U-lines, *International Journal Advanced Manuf Techno*, 32,1281-1231
- Kara, Y., Ozcan, U., and Peker, A, 2007b. Balancing and sequencing mixed-model juset-in-time U-lines with multiple objectives, *Applied Mathematics and Computation*,184, 566-588
- Yakup Kara, 2008. Line balancing and model sequencing to reduce work overload in mixed-model U-line production environments.
- (Books) Carlos A. Coello Coello, David A. Van Veldhuizen, Gary B. Lamont. 2002. *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*, New York, U.S.A.
- (Books) Don Tapping, *VALUE STREAM MANAGAMENT*