



รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

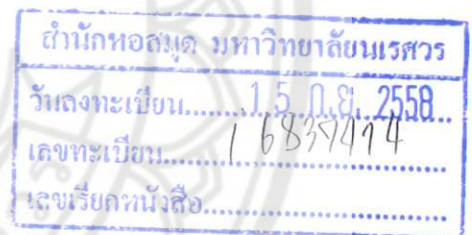
เรื่อง

การประยุกต์ใช้กระบวนการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ในการแก้ปัญหา
การออกแบบผังโรงงานภายใต้ปริมาณการผลิตไม่แน่นอน
Application of Biogeography-Based Optimisation for solving plant
layout design problem under variability of production quantity

โดย

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศรีสัจจา วิทย์ศักดิ์
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภูพงษ์ พงษ์เจริญ

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยนเรศวร



สนับสนุนโดยกองทุนวิจัยมหาวิทยาลัยนเรศวร

บทคัดย่อ

การเปลี่ยนแปลงความต้องการของลูกค้าที่มีต่อชนิดของผลิตภัณฑ์ตามช่วงเวลาจะมีผลต่อปริมาณการผลิต และส่งผลกระทบต่อเนื่องไปยังกระบวนการผลิต การเคลื่อนที่ของวัสดุระหว่างเครื่องจักร และต้นทุนการผลิต การวางผังที่ดีสามารถลดต้นทุนการขนถ่ายวัสดุในการผลิต การออกแบบผังการจัดเรียงเครื่องจักรภายใต้ปริมาณการผลิตไม่แน่นอนตามช่วงเวลามีลักษณะเป็นผังแบบทันทาน เครื่องจักรจะไม่มีเปลี่ยนแปลงตำแหน่ง จึงไม่มีค่าใช้จ่ายที่เกิดจากการเคลื่อนย้ายเครื่องจักร การออกแบบการจัดเรียงเครื่องจักรที่มีขนาดของปัญหาใหญ่ขึ้น เช่น จำนวนเครื่องจักรเพิ่มมากขึ้น ทำให้จำนวนคำตอบที่เป็นไปได้เพิ่มขึ้นมหาศาล เวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบจึงเพิ่มขึ้นมากเช่นกัน ซึ่งเวลาในการหาคำตอบอาจจะเพิ่มขึ้นแบบเอกโพเนนเชียล งานวิจัยนี้จึงนำเสนอการประยุกต์ใช้วิธีหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (Biogeography-Based Optimisation: BBO) เพื่อแก้ปัญหาการออกแบบจัดเรียงเครื่องจักรภายใต้ปริมาณการผลิตไม่แน่นอน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดระยะเวลาการขนถ่ายวัสดุให้น้อยที่สุด

อย่างไรก็ตาม ในระหว่างการทำนิพนธ์โครงการได้นำส่วนหนึ่งของผลงานวิจัยไปทำการเรียบเรียงเพื่อเผยแพร่ในงานประชุมวิชาการระดับนานาชาติ “The 2nd International Conference on Materials and Manufacturing Research (ICMMR 2014)”, “The International Conference on Intelligent Materials and Manufacturing Engineering” (IMME 2015)” และ “The 2nd International Conference on Manufacturing and Industrial Technologies (ICMIT 2015)” ซึ่งสามารถอ่านรายละเอียดของบทความจำนวน 3 บทความดังกล่าวในภาคผนวก

คำสำคัญ: ผังโรงงาน ความไม่แน่นอนของปริมาณการผลิต BBO



Abstract

Changing customer demand in product type affects production quantity, material flow between machines, and production cost. Effective layout leads to reduce the material handling cost. Machine layout in uncertain manufacturing environment can be robustly designed, so machines have no movement. The machine layout problem is an NP complete combinatorial optimisation problem, which means that the time taken to solve problems using enumerative search increases exponentially with problem size. This paper presents the development of Biogeography-Based Optimisation (BBO) based layout design tool for generating robust layouts that minimises the distance travelled by materials and costs taking into account demand uncertainty.

Furthermore, some results obtained from the computational experiments were presented in “The 2nd International Conference on Materials and Manufacturing Research (ICMMR 2014)”, “The International Conference on Intelligent Materials and Manufacturing Engineering” (IMME 2015)” และ “The 2nd International Conference on Manufacturing and Industrial Technologies (ICMIT 2015)” as shown in the appendix.

Keywords: *Machine layout; Demand uncertainty; BBO*



กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องมาจากการสนับสนุนด้านงบประมาณในการทำวิจัยจากงบประมาณรายได้ กองทุนวิจัย มหาวิทยาลัยนเรศวร ประจำปี พ.ศ. 2557

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศรีสัจจา วิทยศักดิ์
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภูพงษ์ พงษ์เจริญ



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ	ก
กิตติกรรมประกาศ	ข
สารบัญ	ค
ส่วนที่ 1: Executive Summary	1
ส่วนที่ 2: เนื้อหางานวิจัย	
ความสำคัญและที่มาของปัญหา	7
วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย	7
ขอบเขตของโครงการวิจัย	8
ทฤษฎี และกรอบแนวความคิดของโครงการวิจัย	8
วิธีการดำเนินการวิจัย	9
ผลการดำเนินงานวิจัย	13
สรุปผลการวิจัย	17
เอกสารอ้างอิง	17
ภาคผนวก	
บทความวิจัยที่เผยแพร่	18



ส่วนที่ 1: Executive Summary

การประยุกต์ใช้กระบวนการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ในการแก้ปัญหาการออกแบบผังโรงงานภายใต้ปริมาณการผลิตไม่แน่นอน

Application of Biogeography-Based Optimisation for solving plant layout design problem under variability of production quantity

ในสภาพแวดล้อมการผลิตปัจจุบันมักมีการเปลี่ยนแปลงหรือความไม่แน่นอน (Uncertainty) เข้ามาเกี่ยวข้อง การเปลี่ยนแปลงความต้องการของลูกค้าที่มีต่อชนิดของผลิตภัณฑ์ตามช่วงเวลาอาจทำให้มีการปรับเปลี่ยนผลิตภัณฑ์เดิม หรือแนะนำผลิตภัณฑ์ใหม่ ปริมาณการผลิตจึงอาจจะเปลี่ยนแปลงในทิศทางที่เพิ่มขึ้นหรือลดลงตามช่วงเวลา หรือไม่มีการผลิต ซึ่งมีผลกระทบต่อเนื่องไปยังกระบวนการผลิต การเคลื่อนที่ของวัสดุระหว่างเครื่องจักร และประสิทธิภาพการผลิตตามลำดับ โดยต้นทุนการขนถ่ายวัสดุคิดเป็น 20-50% ของต้นทุนการผลิตทั้งหมด (Tompkins et al., 2010) การวางผังที่สามารถลดจำนวนงานในระบบ (Work in process) (Hicks, 2006) ลดระยะทางการเคลื่อนที่ของวัสดุ (Hu et al., 2007) ลดเวลาการขนถ่ายวัสดุ (Chaieb and Korbaa, 2003) ลดต้นทุนการขนถ่ายวัสดุ (Material handling cost) ได้อย่างน้อย 10-30% (Ficko et al., 2004) ปัญหาการจัดวางพื้นที่ทำงาน (Facility Layout Problem: FLP) จึงเป็นปัญหาที่มีการศึกษากันในวงกว้าง (Balakrishnan and Cheng, 2006; Drira et al., 2007) เครื่องจักรเป็นปัจจัยการผลิตสำคัญที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับระยะทางการขนถ่ายวัสดุ ปัญหาการออกแบบจัดเรียงเครื่องจักร (Machine Layout Design: MLD) จึงจัดเป็นปัญหา FLP

ปัญหา FLP สามารถแบ่งได้ 2 ลักษณะตามการเปลี่ยนแปลงปริมาณการเคลื่อนที่ของวัสดุตามช่วงเวลาคือ Static layout problem และ Dynamic layout problem ถ้าปริมาณของวัสดุที่เคลื่อนที่ระหว่างเครื่องจักรไม่มีการเปลี่ยนแปลงตามเวลาที่เปลี่ยนไปเรียกว่า Static layout problem ในทางตรงกันข้ามในแต่ละช่วงเวลามีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของปริมาณการเคลื่อนที่ของวัสดุ เรียกว่า Dynamic layout problem ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อระยะทางการขนถ่ายวัสดุ การเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิตอาจมีสาเหตุมาจากการผลิตสินค้าชนิดใหม่ การเพิ่มหรือลดปริมาณการผลิตของสินค้าแต่ละชนิด อันเนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงความต้องการของลูกค้า และส่งผลกระทบต่อระยะทางการขนถ่ายวัสดุระหว่างเครื่องจักรที่เพิ่มขึ้น ผังโรงงานเดิมจึงอาจทำให้ประสิทธิภาพการผลิตลดลง เช่น อัตราการผลิตลดลง ต้นทุนการขนถ่ายวัสดุเพิ่มขึ้น การออกแบบผังโรงงานใหม่อาจเป็นสิ่งจำเป็น อย่างไรก็ตาม การปรับเปลี่ยนตำแหน่งเครื่องจักรในผังโรงงานก่อให้เกิดค่าใช้จ่ายในการเคลื่อนย้ายเครื่องจักร ไม่ว่าจะเป็นค่าแรงงาน ค่าอุปกรณ์ ค่าสูญเสียโอกาสการผลิตจากการหยุดดำเนินการผลิตเพื่อเคลื่อนย้ายเครื่องจักร ค่าติดตั้งเครื่องจักร จากการทบทวนวรรณกรรมด้านปัญหาการวางผังพื้นที่ทำงาน (FLP) ของ ศรีสังจา (2553) โดยสืบค้นจากฐานข้อมูลวิชาการ ISI Web of Science ย้อนหลัง 10 ปี (พ.ศ. 2544 – พ.ศ. 2553) จำนวน 143 บทความ พบว่า บทความวิจัยที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการวางผังโรงงานที่มีการคำนึงถึงการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิตตามช่วงเวลาในขั้นตอนของการออกแบบผังโรงงานในอดีตนั้นยังมีไม่มากนัก

ปัญหา FLP จัดเป็นปัญหา Non-deterministic Polynomial-time Hard problem (NP Hard problem) (Nearchou, 2006) นั่นคือ เมื่อขนาดของปัญหาใหญ่ขึ้น เวลาที่ใช้ในการหาคำตอบจะไม่เป็นฟังก์ชันโพลิโนเมียล (Non-Polynomial) ซึ่งเวลาในการหาคำตอบอาจจะเพิ่มขึ้นแบบ Exponential (Hicks, 2006) วิธี analytical model หรือวิธีการหาคำตอบโดยอาศัยหลักทางคณิตศาสตร์ (Conventional optimisation algorithms) จึงไม่เหมาะกับการแก้ปัญหา NP-hard เนื่องจากปัญหาที่มีขนาดใหญ่จะทำให้ไม่สามารถค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดภายในระยะเวลาที่ยอมรับได้ (Singh, 2009) วิธีการแก้ปัญหาที่ลอกเลียนแบบธรรมชาติเป็นวิธีการหาคำตอบโดยการประมาณค่า (Approximation optimisation algorithm) จึงเหมาะสมต่อการแก้ปัญหา NP-hard ซึ่งมีอยู่หลายวิธี เช่น เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithms: GA) ซิมูเลทเทดแอนนีลิ่ง (Simulated Annealing: SA) ทาร์บูเสิร์จ (Taboo Search: TS) วิธีหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (Biogeography-Based Optimisation: BBO) เป็นต้น วิธี BBO (Simon, 2008) เป็นวิธีการหาคำตอบที่เหมาะสมโดยอาศัยหลักการทางชีวภูมิศาสตร์ในธรรมชาติ โดยสังเกตจากการอพยพย้ายถิ่นฐาน และการเปลี่ยนแปลงตามธรรมชาติของสิ่งมีชีวิตที่เกิดขึ้น ซึ่งจากการสืบค้นในฐานข้อมูลวิชาการ ISI Web of Science ย้อนหลัง 6 ปี (พ.ศ. 2551 – พ.ศ. 2556) พบว่า วิธี BBO ยังไม่ถูกนำมาประยุกต์ใช้แก้ปัญหาการออกแบบผังโรงงาน

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงเป็นการศึกษาการแก้ปัญหาการออกแบบผังโรงงาน โดยมีการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิตตามช่วงเวลา โดยใช้วิธีการหาคำตอบแบบประมาณค่าคือ วิธีหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (BBO)

1. วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย

เพื่อพัฒนาโปรแกรมช่วยในการออกแบบผังโรงงานในสภาพการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิต โดยใช้วิธีการค้นหาคำตอบแบบประมาณค่าคือ วิธีค้นหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (Biogeography-Based Optimisation: BBO)

2. ขอบเขตของโครงการวิจัย

2.1 การออกแบบผังการจัดเรียงเครื่องจักรภายใต้ปริมาณการผลิตไม่แน่นอนมีลักษณะเป็นผังแบบทนทาน (Robust layout) คือ ผังเครื่องจักรที่ถูกออกแบบให้สามารถรองรับการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิตตามช่วงเวลา โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดผลกระทบระยะทางการขนถ่ายวัสดุในทุกช่วงเวลาให้น้อยที่สุด เครื่องจักรจะไม่มีเปลี่ยนแปลงตำแหน่ง จึงไม่มีค่าใช้จ่ายที่เกิดจากการเคลื่อนย้ายเครื่องจักร การประเมินผังจึงพิจารณาเฉพาะระยะรวมการขนถ่ายวัสดุ

2.2 ชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้มาจากการจำลอง ในแต่ละชุดข้อมูลจะมีความแตกต่างกันด้านปริมาณการผลิตของแต่ละผลิตภัณฑ์

2.3 จำลองแบบของโรงงานมีลักษณะเป็นสี่เหลี่ยมมุมฉาก (Rectangular shapes) และกำหนดความกว้างและความยาวของโรงงานมีขนาดสูงสุดด้านละ 1,000 เมตร

2.4 เครื่องจักรทุกเครื่องมีลักษณะเป็นรูปทรงสี่เหลี่ยมมุมฉาก (Rectangular shapes) มีการจัดการ (Operate) อยู่บริเวณกลาง (Centroid) ของรูปทรงสี่เหลี่ยม และชิ้นงานสามารถเข้าได้ทุกด้านของเครื่องจักร

2.5 การจัดเรียงเครื่องจักรเป็นตามแนวแกน X จากด้านซ้ายไปขวา และเมื่อสุดแกน X แล้วให้ขึ้นแถวใหม่ตามแนวแกน Y โดยเริ่มเรียงเครื่องจักรจากด้านซ้ายไปขวาเหมือนเดิม

2.6 เครื่องจักรมีขนาดความกว้างและความยาวไม่เท่ากัน (Heterogeneous machine size)

2.7 การเคลื่อนที่ของรถขนถ่ายวัสดุจะถูกบังคับให้เคลื่อนที่อย่างอัตโนมัติ (Automated Guided Vehicle: AGV) หรือจะเป็นรถ Fork truck (Forklift) ขึ้นอยู่กับประเภทของอุตสาหกรรม ซึ่งมีลักษณะการเดินทางเป็นเส้นตรงจากด้านซ้ายไปขวา หรือจากด้านขวาไปซ้าย จากด้านบนลงด้านล่างหรือจากด้านล่างขึ้นสู่ด้านบน

2.8 เวลาที่ใช้ในการเคลื่อนที่ของรถขนถ่ายวัสดุ และเวลาในการรอคอยการใช้งานของเครื่องจักรจะไม่ถูกนำมาพิจารณา

2.9 ขนาดของเครื่องจักร (ความกว้างคูณความยาว) น้อยกว่าขนาดโรงงานเสมอ โดยไม่พิจารณาถึงความสูงของเครื่องจักรและความสูงของสถานที่ที่ใช้จัดเรียงเครื่องจักร

2.10 งานวิจัยนี้เน้นเฉพาะการจัดเรียงเครื่องจักร ไม่พิจารณาถึงเวลาที่เกี่ยวข้องกับการจัดตารางการผลิต

3. วิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 ศึกษาข้อมูลด้านเครื่องจักรและผลิตภัณฑ์ เครื่องจักรมีรูปทรงสี่เหลี่ยมมุมฉาก (สี่เหลี่ยมผืนผ้าและจัตุรัส) จุดปฏิบัติงานของเครื่องจักรถูกกำหนดไว้ที่จุดกึ่งกลาง (Centroid) ของแต่ละเครื่อง โดยใช้ชุดข้อมูล 5 ชุด ดังตารางที่ 1.1

3.2 วิเคราะห์และออกแบบแฟ้มข้อมูลนำเข้า (Input files) ซึ่งเป็นแฟ้มที่ใช้เก็บรายละเอียดของจำนวนเครื่องจักร ความกว้างและความยาวของแต่ละเครื่องจักร จำนวนผลิตภัณฑ์ ลำดับการทำงานของเครื่องจักรในแต่ละผลิตภัณฑ์ และปริมาณการผลิตในแต่ละช่วงเวลา

3.3 วิเคราะห์และออกแบบแฟ้มข้อมูลขาออก (Output files) ซึ่งเป็นแฟ้มแสดงผลลัพธ์จากการประมวลผลของโปรแกรม ประกอบด้วย ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ (Parameter setting) เช่น ขนาดระบบนิเวศน์ (Ecosystem size) จำนวนรอบ (Number of iterations) และพื้นที่ของโรงงาน (Layout area) เป็นต้น และผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลโปรแกรม ประกอบด้วย ลำดับที่ของรอบ คำตอบที่ดีที่สุดของแต่ละรอบ คำตอบที่ดีที่สุดของทุกรอบ ค่าเฉลี่ยของคำตอบในแต่ละรอบ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลลัพธ์ ลำดับการจัดเรียงเครื่องจักร และลำดับการทำงานของเครื่องจักรของแต่ละผลิตภัณฑ์

ตารางที่ 1.1 ชุดข้อมูล

ชุดข้อมูล	จำนวนเครื่องจักร (M)	จำนวนผลิตภัณฑ์ (P)
M10P3	10	3
M15P9	15	9
M20P5	20	5
M30P10	30	10
M30P27	30	27

3.4 ประยุกต์ใช้ BBO ในการแก้ปัญหาการจัดเรียงเครื่องจักร โดยโปรแกรมการจัดเรียงเครื่องจักรด้วย BBO ได้รับการออกแบบและพัฒนาด้วยโปรแกรม Visual Basic ซึ่งมีลำดับการทำงานดังรูปที่ 1.3 และอธิบายได้ดังนี้

3.4.1 กำหนดค่าพารามิเตอร์ ได้แก่ ขนาดระบบนิเวศ (Ecosystem size: n) จำนวนรอบ (Number of iterations: I_{max}) ความน่าจะเป็นในการปรับปรุง (Probability of modification: P_{mod}) อัตราการเปลี่ยนแปลงทางธรรมชาติสูงสุด (Maximum mutation rate: m_{max}) ขนาดของพื้นที่จัดเรียงทั้งความยาว (floor length: F_L) และความกว้าง (floor width: F_W) ช่องว่าง (Gap: G) และจำนวนช่วงเวลา (Number of periods: P)

3.4.2 การสร้างคำตอบเริ่มต้น (Solution initialisation) ตามรูปแบบคำตอบ (Solution representation) ที่กำหนด ใน 1 คำตอบประกอบด้วยเครื่องจักรหลายเครื่องมาเรียงต่อกันตามจำนวนเครื่องจักร โดยการสุ่มหมายเลขเครื่องจักรจากบัญชีรายการเครื่องจักรมาทีละตัว นำมาเรียงต่อกันจนครบทุกเครื่อง จึงได้คำตอบ 1 คำตอบ ถ้าปัญหาเครื่องจักรมีเครื่องจักร 10 เครื่อง 1 คำตอบจะประกอบด้วยเครื่องจักร 10 เครื่อง และทำการสร้างคำตอบจนได้ครบตามขนาดระบบนิเวศที่กำหนดไว้

3.4.3 ทำการจัดเรียงเครื่องจักรที่ละแถว จากมุมล่างซ้ายของพื้นที่ไปทางขวาโดยคำนึงถึงความยาว (F_L) และทำการจัดเรียงแถวถัดไปจนครบเครื่องจักรทุกเครื่อง โดยจำนวนแถวของเครื่องจักรมีระยะไม่เกินความกว้าง (F_W)

3.4.4 ทำการประเมินค่าดัชนีความเหมาะสมของถิ่นที่อยู่อาศัย (Habitat suitability index: HSI) ซึ่งเป็นการคำนวณค่าของระยะทางการขนถ่ายวัสดุของทุกผลิตภัณฑ์ในทุกช่วงเวลา ซึ่งผลิตภัณฑ์แต่ละชนิดจะมีลำดับการผลิตของเครื่องจักรที่แตกต่างกัน

3.4.5 จัดเรียงอันดับ (k) ของคำตอบ โดยพิจารณาจากคำตอบที่ดีที่สุด (ระยะทางรวมน้อยที่สุด)

3.4.6 คำนวณค่าอัตราการอพยพเข้า (Immigration rate: λ) เพื่อใช้พิจารณาถึงความน่าจะเป็นในการเลือกคำตอบที่จะนำมาเป็นแหล่งของการอพยพเข้า และค่าอัตราการอพยพออก (Emigration rate: μ) เพื่อใช้พิจารณาถึงความน่าจะเป็นในการเลือกคำตอบที่จะนำมาเป็นแหล่งของการอพยพออกของข้อมูลจากพื้นที่คำตอบเดิม ตามสมการที่ 1 และ 2 ตามลำดับ

$$\lambda_k = I \left(1 - \frac{k}{n} \right) \quad (1)$$

$$\mu_k = \frac{E_k}{n} \quad (2)$$

3.4.7 สร้างคำตอบใหม่ด้วยขบวนการอพยพย้ายถิ่น (Migration process) ตามค่า λ และ μ โดยจำนวนคำตอบในการกลายพันธุ์ (migrate_num) จะไม่เกินค่าความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนแปลง (Probability of modification: P_{mod})

3.4.8 สร้างคำตอบใหม่ด้วยการเปลี่ยนแปลงทางธรรมชาติ (Mutation process) ตามค่าความน่าจะเป็นของการอยู่รอด (Probability of existence: P_x) และอัตราการเปลี่ยนแปลงตามธรรมชาติ (Mutation rate: m_s) ในสมการที่ 3 และ 4 ตามลำดับ

$$P_k = \begin{cases} P_0 = \frac{1}{1 + \sum_{l=1}^n \frac{\lambda_0 \lambda_1 \dots \lambda_{l-1}}{\mu_1 \mu_2 \dots \mu_l}}, k = 0 \\ P_k = \frac{\lambda_0 \lambda_1 \dots \lambda_{k-1}}{\mu_1 \mu_2 \dots \mu_k \left(1 + \sum_{l=1}^n \frac{\lambda_0 \lambda_1 \dots \lambda_{l-1}}{\mu_1 \mu_2 \dots \mu_l} \right)}, 1 \leq k \leq n \end{cases} \quad (3)$$

$$m(S) = m_{\max} \left(\frac{1 - P_k}{P_{\max}} \right) \quad (4)$$

3.4.9 ประเมินค่าดัชนีความเหมาะสมของถิ่นที่อยู่อาศัย (HSI) ของคำตอบใหม่ และแทนที่คำตอบเดิมถ้าคุณภาพคำตอบดีขึ้น

3.4.10 โปรแกรมจะประมวลผลจนกระทั่งครบตามจำนวนรอบที่กำหนดไว้ จึงจะหยุดการทำงาน และสรุปผลการจัดเรียงเครื่องจักรที่ให้ค่าระยะทางการขนถ่ายวัสดุที่สั้นที่สุด

```

Initialise  $n, l_{max}, P_{mod}, m_{max}$ 
Randomly generate the initial solutions based on the  $n$ 
Arrange machines row by row
Evaluate the fitness function (HSI) for the solutions
Sort the solutions in ecosystem based on the fitness (HSI)
Set  $i = 1$  (first iteration)
While  $i \leq l_{max}$  do
    For  $j = 1$  to migrate_num do (migrate_num = round (random number x  $n$ ))
        Migration operation
    End loop for
    For  $k = 1$  to  $n$ 
        Mutation operation
    End loop for
    Evaluate the new solutions and update HSI
    Elitist selection
     $i = i + 1$ 
End loop while
Output the best solution

```

รูปที่ 1.3 ขั้นตอนการทำงานของกรออกแบบผังจัดเรียงเครื่องจักรที่ด้วยวิธี BBO

3.5 การทดลอง

การทดลองสำหรับงานวิจัยนี้มี 2 การทดลองคือ

3.5.1 การทดลองที่ 1 ศึกษาการกำหนดค่าพารามิเตอร์ BBO ที่เหมาะสม โดยใช้การออกแบบการทดลองแฟคตอเรียลแบบเต็ม (Full factorial design) พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลองแสดงดังตารางที่ 1.2 และใช้ชุดข้อมูล 5 ชุด ทำทดลองซ้ำ 5 ครั้ง ดังนั้น การทดลองมีจำนวนทั้งหมด 675 ครั้ง

3.5.2 การทดลองที่ 2 ประยุกต์ใช้วิธีการ BBO เพื่อออกแบบผังจัดเรียงเครื่องจักรแบบทันทาน ภายใต้ปริมาณการผลิตที่มีการเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา โดยค่าความต้องการของลูกค้าจะมีค่าไม่เท่ากันใน 4 ช่วงเวลา กับชุดข้อมูล 5 ชุด โดยทำการทดลองซ้ำ 30 ครั้ง

ตารางที่ 1.2 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ BBO

Factors	Levels	Values		
		Low (0)	Medium (1)	High (2)
Ecosystem size/number of iterations (n/l_{max})	3	25/100	50/50	100/25
Probability of modification (P_{mod})	3	0.1	0.5	0.9
Maximum mutation rate (m_{max})	3	0.1	0.5	0.9

4. ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลเชิงสถิติ

จากการทดลองในข้อที่ 3.5.1 เมื่อนำผลการทดลองไปวิเคราะห์ผลเชิงสถิติสามารถแสดงผลในหัวข้อที่ 4.1 สำหรับการทดลองข้อที่ 3.5.2 นำผลการทดลองมาเปรียบเทียบและวิเคราะห์ผลได้ดังหัวข้อที่ 4.2

4.1 ผลการทดลองที่ 1

จากการทดลองในข้อที่ 3.5.1 เมื่อนำผลการทดลองไปวิเคราะห์ทางสถิติ ค่า P-value ที่ได้จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนแสดงในตารางที่ 1.3 ซึ่งกำหนดค่าระดับนัยสำคัญเท่ากับ 0.05 ค่า P-value น้อยกว่า 0.05 หมายความว่าพารามิเตอร์ดังกล่าวมีผลต่อระยะทางการขนถ่ายวัสดุอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ การกำหนดค่าความน่าจะเป็นในการปรับปรุง (P_{mod}) และปฏิสัมพันธ์ระหว่าง P_{mod} กับ m_{max} มีผลต่อคำตอบในทุกชุดข้อมูลอย่างมีนัยสำคัญ ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในแต่ละชุดข้อมูลที่ได้จากระยะทางการขนถ่ายวัสดุค่าที่ดีที่สุดแสดงดังตารางที่ 1.4

ตารางที่ 1.3 ค่า P-value จากการวิเคราะห์ความแปรปรวน

Source	ชุดข้อมูล				
	M10P3	M15P9	M20P5	M30P10	M30P27
n/l_{max}	0.191	0.000	0.013	0.000	0.001
P_{mod}	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
m_{max}	0.800	0.000	0.000	0.000	0.000
$n/l_{max} * P_{mod}$	0.004	0.045	0.173	0.060	0.103
$n/l_{max} * m_{max}$	0.135	0.000	0.099	0.000	0.000
$P_{mod} * m_{max}$	0.016	0.000	0.000	0.000	0.000
$n/l_{max} * P_{mod} * m_{max}$	0.031	0.000	0.123	0.103	0.004

ตารางที่ 1.4 ค่าพารามิเตอร์ BBO ที่เหมาะสม

Dataset	n/l_{max}	P_{mod}	m_{max}
M10P3	50/50	0.9	0.1
M15P9	25/100	0.5	0.1
M20P5	50/50	0.9	0.1
M30P10	25/100	0.9	0.1
M30P27	25/100	0.9	0.1

4.2 ผลการทดลองที่ 2

เมื่อทำการออกแบบผังจัดเรียงเครื่องจักรแบบทันทาน ภายใต้ปริมาณการผลิตที่มีการเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา 5 ชุด ผลรวมระยะทางขนถ่ายวัสดุทุกช่วงเวลาในด้านค่าคำตอบที่ดีที่สุด ค่าเฉลี่ยคำตอบที่ดีที่สุด ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และเวลาเฉลี่ย (นาที) แสดงดังตารางที่ 1.5

ตารางที่ 1.5 ผลการทดลองของแต่ละชุดข้อมูล

ชุดข้อมูล	ค่าคำตอบที่ดีที่สุด	ค่าเฉลี่ยคำตอบที่ดีที่สุด	ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	เวลาเฉลี่ย (วินาที)
M10P3	85,791.39	88,790.02	2,870.28	2.29
M15P9	533,564.19	563,223.59	13,514.21	3.73
M20P5	476,625.34	521,419.22	17,855.37	4.61
M30P10	1,846,848.63	1,912,197.83	36,593.85	7.57
M30P27	3,298,488.50	3,376,527.20	39,362.01	9.13

7. สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ทำการพัฒนาโปรแกรมช่วยในการออกแบบผังโรงงานในสภาพการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิต โดยใช้วิธีการค้นหาคำตอบแบบประมาณค่าคือ วิธีค้นหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (Biogeography-Based Optimisation: BBO) โดยเป็นการออกแบบการจัดเรียงเครื่องจักรแบบเสถียร เพื่อให้มีค่าระยะทางการขนถ่ายวัสดุรวมสั้นที่สุด ค่าพารามิเตอร์ BBO มีผลต่อคุณภาพของคำตอบอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซนต์ เพื่อให้การทำงานของวิธีการ BBO มีประสิทธิภาพสูงสุดจึงควรกำหนดค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสม ซึ่งค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลแต่ละขนาดมีความแตกต่างกัน

อย่างไรก็ตาม การออกแบบผังการเรียงเครื่องจักรภายใต้ปริมาณการผลิตที่ไม่แน่นอนควรพิจารณาถึงการปรับเปลี่ยนผังเครื่องจักรระหว่างช่วงเวลาเพื่อให้ระยะทางการขนถ่ายวัสดุในแต่ละช่วงเวลาต่ำที่สุด ซึ่งอาจจะทำให้เกิดการเปลี่ยนตำแหน่งของเครื่องจักร นอกจากนี้ การออกแบบผังสามารถพิจารณาถึงวัตถุประสงค์อื่นๆ เพิ่มเติมนอกเหนือจากระยะทางการขนถ่ายวัสดุ เช่น ต้นทุนการขนถ่ายวัสดุ ชนิดของอุปกรณ์ขนถ่ายวัสดุ และลักษณะของเส้นทางการขนถ่ายวัสดุ เป็นต้น รวมทั้งการพัฒนาวิธีการหาคำตอบโดยประมาณค่าวิธีอื่นเพื่อแก้ปัญหาการออกแบบการจัดเรียงเครื่องจักร

ส่วนที่ 2: เนื้อหางานวิจัย

1. ความสำคัญและที่มาของปัญหา

ในสภาพแวดล้อมการผลิตปัจจุบันมักมีการเปลี่ยนแปลงหรือความไม่แน่นอน (Uncertainty) เข้ามาเกี่ยวข้อง การเปลี่ยนแปลงความต้องการของลูกค้าที่มีต่อชนิดของผลิตภัณฑ์ตามช่วงเวลาอาจทำให้มีการปรับเปลี่ยนผลิตภัณฑ์เดิม หรือแนะนำผลิตภัณฑ์ใหม่ ปริมาณการผลิตจึงอาจจะเปลี่ยนแปลงในทิศทางที่เพิ่มขึ้นหรือลดลงตามช่วงเวลา หรือไม่มีการผลิต ซึ่งมีผลกระทบต่อเนื่องไปยังกระบวนการผลิต การเคลื่อนที่ของวัสดุระหว่างเครื่องจักร และประสิทธิภาพการผลิตตามลำดับ โดยต้นทุนการขนถ่ายวัสดุคิดเป็น 20-50% ของต้นทุนการผลิตทั้งหมด (Tompkins et al., 2010) การวางผังที่ดีสามารถลดจำนวนงานในระบบ (Work in process) (Hicks, 2006) ลดระยะทางการเคลื่อนที่ของวัสดุ (Hu et al., 2007) ลดเวลาการขนถ่ายวัสดุ (Chaieb and Korbaa, 2003) ลดต้นทุนการขนถ่ายวัสดุ (Material handling cost) ได้อย่างน้อย 10-30% (Ficko et al., 2004) ปัญหาการจัดวางพื้นที่ทำงาน (Facility Layout Problem: FLP) จึงเป็นปัญหาที่มีการศึกษากันในวงกว้าง (Balakrishnan and Cheng, 2006; Drira et al., 2007) เครื่องจักรเป็นปัจจัยการผลิตสำคัญที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับระยะทางการขนถ่ายวัสดุ ปัญหาการออกแบบจัดเรียงเครื่องจักร (Machine Layout Design: MLD) จึงจัดเป็นปัญหา FLP

ปัญหา FLP สามารถแบ่งได้ 2 ลักษณะตามการเปลี่ยนแปลงปริมาณการเคลื่อนที่ของวัสดุตามช่วงเวลาคือ Static layout problem และ Dynamic layout problem ถ้าปริมาณของวัสดุที่เคลื่อนที่ระหว่างเครื่องจักรไม่มีการเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลาไปเรียกว่า Static layout problem ในทางตรงกันข้ามในแต่ละช่วงเวลามีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของปริมาณการเคลื่อนที่ของวัสดุ เรียกว่า Dynamic layout problem ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อระยะทางการขนถ่ายวัสดุ การเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิตอาจมีสาเหตุมาจากการผลิตสินค้าชนิดใหม่ การเพิ่มหรือลดปริมาณการผลิตของสินค้าแต่ละชนิด อันเนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงความต้องการของลูกค้า และส่งผลกระทบต่อระยะทางการขนถ่ายวัสดุระหว่างเครื่องจักรที่เพิ่มขึ้น ฝั่งโรงงานเดิมจึงอาจจะทำให้ประสิทธิภาพการผลิตลดลง เช่น อัตราการผลิตลดลง ต้นทุนการขนถ่ายวัสดุเพิ่มขึ้น การออกแบบผังโรงงานใหม่อาจเป็นสิ่งจำเป็น อย่างไรก็ตาม การปรับเปลี่ยนตำแหน่งเครื่องจักรในผังโรงงานก่อให้เกิดค่าใช้จ่ายในการเคลื่อนย้ายเครื่องจักร ไม่ว่าจะเป็นค่าแรงงาน ค่าอุปกรณ์ ค่าสูญเสียโอกาสการผลิตจากการหยุดดำเนินการผลิตเพื่อเคลื่อนย้ายเครื่องจักร ค่าติดตั้งเครื่องจักร จากการทบทวนวรรณกรรมด้านปัญหาการวางผังพื้นที่ทำงาน (FLP) ของ ศรีสัจจา (2553) โดยสืบค้นจากฐานข้อมูลวิชาการ ISI Web of Science ย้อนหลัง 10 ปี (พ.ศ. 2544 – พ.ศ. 2553) จำนวน 143 บทความ พบว่า บทความวิจัยที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการวางผังโรงงานที่มีการคำนึงถึงการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิตตามช่วงเวลาในขั้นตอนของการออกแบบผังโรงงานในอดีตนั้นยังมีไม่มากนัก

ปัญหา FLP จัดเป็นปัญหา Non-deterministic Polynomial-time Hard problem (NP Hard problem) (Nearchou, 2006) นั่นคือ เมื่อขนาดของปัญหาใหญ่ขึ้น เวลาที่ใช้ในการหาคำตอบจะไม่เป็นฟังก์ชันโพลิโนเมียล (Non-Polynomial) ซึ่งเวลาในการหาคำตอบอาจจะเพิ่มขึ้นแบบ Exponential (Hicks, 2006) วิธี analytical model หรือวิธีการหาคำตอบโดยอาศัยหลักทางคณิตศาสตร์ (Conventional optimisation algorithms) จึงไม่เหมาะกับการแก้ปัญหา NP-hard เนื่องจากปัญหาที่มีขนาดใหญ่จะทำให้ไม่สามารถค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดภายในระยะเวลาที่ยอมรับได้ (Singh, 2009) วิธีการแก้ปัญหาที่ลอกเลียนแบบธรรมชาติเป็นวิธีการหาคำตอบโดยการประมาณค่า (Approximation optimisation algorithm) จึงเหมาะสมต่อการแก้ปัญหา NP-hard ซึ่งมีอยู่หลายวิธี เช่น เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithms: GA) ซิมูเลทเทดแอนนีลิ่ง (Simulated Annealing: SA) ทาร์บูเสิร์จ (Taboo Search: TS) วิธีหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (Biogeography-Based Optimisation: BBO) เป็นต้น วิธี BBO (Simon, 2008) เป็นวิธีการหาคำตอบที่เหมาะสมโดยอาศัยหลักการทางชีวภูมิศาสตร์ในธรรมชาติ โดยสังเกตจากการอพยพย้ายถิ่นฐาน และการเปลี่ยนแปลงตามธรรมชาติของสิ่งมีชีวิตที่เกิดขึ้น ซึ่งจากการสืบค้นในฐานข้อมูลวิชาการ ISI Web of Science ย้อนหลัง 6 ปี (พ.ศ. 2551 – พ.ศ. 2556) พบว่า วิธี BBO ยังไม่ถูกนำมาประยุกต์ใช้แก้ปัญหาการออกแบบผังโรงงาน

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงเป็นการศึกษาการแก้ปัญหาการออกแบบผังโรงงาน โดยมีการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิตตามช่วงเวลา โดยใช้วิธีการหาคำตอบแบบประมาณค่าคือ วิธีหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (BBO)

2. วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย

เพื่อพัฒนาโปรแกรมช่วยในการออกแบบผังโรงงานในสภาพการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิต โดยใช้วิธีการค้นหาคำตอบแบบประมาณค่าคือ วิธีค้นหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (Biogeography-Based Optimisation: BBO)

3. ขอบเขตของโครงการวิจัย

3.1 การออกแบบผังการจัดเรียงเครื่องจักรภายใต้ปริมาณการผลิตไม่แน่นอนมีลักษณะเป็นผังแบบทนทาน (Robust layout) คือ ผังเครื่องจักรที่ถูกออกแบบให้สามารถรองรับการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิตตามช่วงเวลา โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดผลกระทบระยะทางการขนถ่ายวัสดุในทุกช่วงเวลาให้น้อยที่สุด เครื่องจักรจะไม่มีกรเปลี่ยนแปลงตำแหน่ง จึงไม่มีค่าใช้จ่ายที่เกิดจากการเคลื่อนย้ายเครื่องจักร การประเมินผังจึงพิจารณาเฉพาะระยะรวมการขนถ่ายวัสดุ

3.2 ชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้มาจากการจำลอง ในแต่ละชุดข้อมูลจะมีความแตกต่างกันด้านปริมาณการผลิตของแต่ละผลิตภัณฑ์

3.3 จำลองแบบของโรงงานมีลักษณะเป็นสี่เหลี่ยมมุมฉาก (Rectangular shapes) และกำหนดความกว้างและความยาวของโรงงานมีขนาดสูงสุดด้านละ 1,000 เมตร

3.4 เครื่องจักรทุกเครื่องมีลักษณะเป็นรูปทรงสี่เหลี่ยมมุมฉาก (Rectangular shapes) มีการจัดการ (Operate) อยู่บริเวณกลาง (Centroid) ของรูปทรงสี่เหลี่ยม และชิ้นงานสามารถเข้าได้ทุกด้านของเครื่องจักร

3.5 การจัดเรียงเครื่องจักรเป็นตามแนวแกน X จากด้านซ้ายไปขวา และเมื่อสุดแกน X แล้วให้ขึ้นแถวใหม่ตามแนวแกน Y โดยเริ่มเรียงเครื่องจักรจากด้านซ้ายไปขวาเหมือนเดิม

3.6 เครื่องจักรมีขนาดความกว้างและความยาวไม่เท่ากัน (Heterogeneous machine size)

3.7 การเคลื่อนที่ของรถขนถ่ายวัสดุจะถูกบังคับให้เคลื่อนที่อย่างอัตโนมัติ (Automated Guided Vehicle: AGV) หรือจะเป็นรถ Fork truck (Forklift) ขึ้นอยู่กับประเภทของอุตสาหกรรม ซึ่งมีลักษณะการเดินทางเป็นเส้นตรงจากด้านซ้ายไปขวา หรือจากด้านขวาไปซ้าย จากด้านบนลงด้านล่างหรือจากด้านล่างขึ้นสู่ด้านบน

3.8 เวลาที่ใช้ในการเคลื่อนที่ของรถขนถ่ายวัสดุ และเวลาในการรอคอยการใช้งานของเครื่องจักรจะไม่ถูกนำมาพิจารณา

3.9 ขนาดของเครื่องจักร (ความกว้างคูณความยาว) น้อยกว่าขนาดโรงงานเสมอ โดยไม่พิจารณาถึงความสูงของเครื่องจักรและความสูงของสถานที่ที่ใช้จัดเรียงเครื่องจักร

3.10 งานวิจัยนี้เน้นเฉพาะการจัดเรียงเครื่องจักร ไม่พิจารณาถึงเวลาที่เกี่ยวข้องกับการจัดตารางการผลิต

4. ทฤษฎี และกรอบแนวความคิดของโครงการวิจัย

4.1 การเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิต

การเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิตตามความต้องการของลูกค้า สามารถมีการเปลี่ยนแปลงได้ 2 ลักษณะคือ

4.1.1 การเปลี่ยนแปลงปริมาณความต้องการอย่างมีแบบแผน (Deterministic demand) หมายถึง ปริมาณความต้องการผลิตภัณฑ์ที่สามารถระบุค่าได้อย่างชัดเจน และมีการเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา (Pillai et al., 2011) อย่างเช่น ใน 4 ช่วงเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงปริมาณความต้องการตามไตรมาสดังนี้ 500 1000 1500 และ 800 หน่วยตามลำดับ

4.1.2 การเปลี่ยนแปลงปริมาณความต้องการแบบสุ่ม (Stochastic demand) จะมีความไม่แน่นอนมาเกี่ยวข้อง โดยสามารถแสดงในรูปของกรณีศึกษาต่างๆ ที่มีความน่าจะเป็นมาเกี่ยวข้อง และปริมาณความต้องการของแต่ละกรณีจะถูกเลือกด้วยวิธีการสุ่ม (Dunker et al., 2005; McKendall and Hakobyan, 2010) นอกจากนี้รูปแบบของปริมาณความต้องการในและช่วงเวลาสามารถประเมินโดยใช้วิธีดังต่อไปนี้

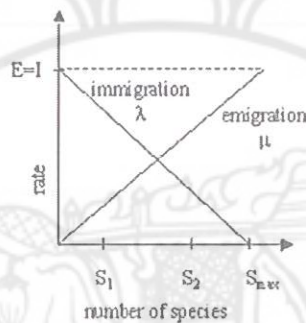
1. การพยากรณ์ (Forecasting) (Russell and Taylor, 2011) เป็นวิธีพื้นฐานที่ใช้ประมาณค่าความต้องการของสินค้า ซึ่งอาจใช้วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Methods) โดยอาศัยหลักการทางคณิตศาสตร์ เช่น วิธีอนุกรมเวลา (Time series) เป็นการนำข้อมูลในอดีตมาช่วยทำนายความต้องการในอนาคตได้ วิธีการถดถอยเชิงเส้น (Linear regression) เป็นการพัฒนาความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ระหว่างความต้องการสินค้ากับปัจจัยที่มีผลต่อพฤติกรรมของลูกค้า เป็นต้น หรือใช้วิธีการพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Methods) ในกรณีที่ข้อมูลในอดีตไม่แสดงให้เห็นถึงการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของปริมาณความต้องการสินค้า หรือข้อมูลในอดีตไม่เพียงพอ อย่างเช่น การสำรวจความต้องการจากลูกค้าด้วยการ

สอบถาม หรือสัมภาษณ์ และการพยากรณ์แบบ Delphi เป็นการสอบถามความคิดเห็นจากผู้เชี่ยวชาญหลายคน ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้เวลานาน เป็นต้น

2. ฟังก์ชันของการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสม (Cumulative distribution function: cdf) ชนิดต่างๆ (Montgomery et al., 2012) เช่น การแจกแจงแบบสม่ำเสมอ (Uniform distribution) ความต้องการของสินค้าจะมีค่าอยู่ในช่วงตั้งแต่ค่า a ถึง b [Demand $\sim U(a,b)$], การแจกแจงแบบปกติ (Normal distribution) ข้อมูลความต้องการของสินค้ามีการกระจายเป็นรูปประฆังคว่ำที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ μ และมีความแปรปรวน σ^2 [Demand $\sim N(\mu, \sigma^2)$] และการแจกแจงแบบเอกโพเนนเชียล (Exponential distribution) เป็นต้น

4.2 วิธีหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (Biogeography-Based Optimisation: BBO)

วิธีการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์นี้ถูกนำเสนอขึ้นครั้งแรกโดย Dan Simon ในปี ค.ศ. 2008 ซึ่งหลักการและกลไกการทำงานของวิธี BBO สามารถอธิบายได้จากรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 การเปรียบเทียบคำตอบตามหลักการวิธี BBO (Simon, 2008)

จากรูปที่ 2.1 แนวแกน X หมายถึง คำตอบแต่ละคำตอบ (Solution; S_n) ในประชากร ซึ่งคำตอบแต่ละคำตอบเปรียบเสมือนถิ่นที่อยู่อาศัยต่างๆ ภายในระบบนิเวศที่พิจารณา แนวแกน Y แสดงถึงอัตราการอพยพออกสูงสุด (Emigration rate; E) และอัตราการอพยพเข้าสูงสุด (Immigration rate; I) โดย S_1 ตามแนวแกน X จะถูกใช้เป็นตัวแทนของคำตอบที่แย่ที่สุดในระบบนิเวศ ซึ่งในวิธีการหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์นั้นจะเปรียบเสมือนถิ่นที่อยู่อาศัยหนึ่งที่ไม่มีความอุดมสมบูรณ์ เป็นสาเหตุที่ทำให้ไม่มีความหลากหลายทางชนิดพันธุ์ เมื่อเป็นเช่นนั้น อัตราการอพยพออกเพื่อแพร่กระจายชนิดพันธุ์ไปยังถิ่นที่อยู่อาศัยอื่นๆ ของชนิดพันธุ์จากถิ่นที่อยู่อาศัยดังกล่าวจึงมีค่าน้อย แต่ในทางตรงกันข้าม ถิ่นที่อยู่อาศัยนี้สามารถรองรับกับอัตราการอพยพเข้าของชนิดพันธุ์จากถิ่นที่อยู่อาศัยอื่นๆ ได้อีกเป็นจำนวนมาก ซึ่งสามารถพิจารณาอัตราการอพยพเข้าและออกของแต่ละถิ่นที่อยู่อาศัยได้จากกราฟของ λ และ β ดังนั้น จึงสามารถสรุปได้ว่า S_1 มีโอกาสตามความน่าจะเป็นที่จะถูกเลือกให้เป็นแหล่งของการอพยพเข้ามามากที่สุด และมีโอกาสตามความน่าจะเป็นที่จะถูกคัดเลือกให้เป็นแหล่งของการอพยพออกน้อยที่สุดในทำนองเดียวกัน S_{max} ซึ่งเป็นตัวแทนของคำตอบที่ดีที่สุดนั้นเปรียบเสมือนถิ่นที่อยู่อาศัยหนึ่งที่มีความอุดมสมบูรณ์ เป็นสาเหตุที่ทำให้มีความหลากหลายทางชนิดพันธุ์ เมื่อเป็นเช่นนั้น อัตราการอพยพออกเพื่อแพร่กระจายชนิดพันธุ์ไปยังถิ่นที่อยู่อาศัยอื่นๆ ของชนิดพันธุ์จากถิ่นที่อยู่อาศัยดังกล่าวจึงมีค่ามาก แต่ถิ่นที่อยู่อาศัยนี้เองไม่สามารถรองรับการอพยพเข้าของชนิดพันธุ์จากถิ่นที่อยู่อาศัยอื่นๆ ได้มาก เนื่องจากมีความหลากหลายทางชนิดพันธุ์มากมายอยู่แล้ว จึงสามารถสรุปได้ว่า S_{max} มีโอกาสตามความน่าจะเป็นที่จะถูกเลือกเป็นแหล่งของการอพยพออกมากที่สุด และมีโอกาสตามความน่าจะเป็นที่จะถูกคัดเลือกให้เป็นแหล่งของการอพยพเข้าที่น้อยที่สุด

5. วิธีการดำเนินการวิจัย

5.1 ศึกษาข้อมูลที่ใช้ในการจัดเรียงเครื่องจักร

5.1.1 รูปแบบการจัดเรียงเครื่องจักร

การจัดเรียงเครื่องจักรมีลักษณะแบบหลายแถว (Multiple row layout) ขนาดของพื้นที่การจัดเรียงเครื่องจักรเป็นรูปทรงสี่เหลี่ยม มีความยาวเท่ากับ F_L และมีความกว้างคือ F_W ซึ่งผู้ใช้งานโปรแกรมสามารถกำหนดและ

เปลี่ยนแปลงได้ มีหน่วยเป็นเมตร เครื่องจักรแต่ละเครื่องมีระยะห่างเท่ากับ G (Gap) เพื่อเป็นเส้นทางเคลื่อนที่ของรถ AGV และเป็นทางเดินของผู้ปฏิบัติงาน มีหน่วยเป็นเมตร

5.1.2 ข้อมูลชิ้นส่วนการผลิต

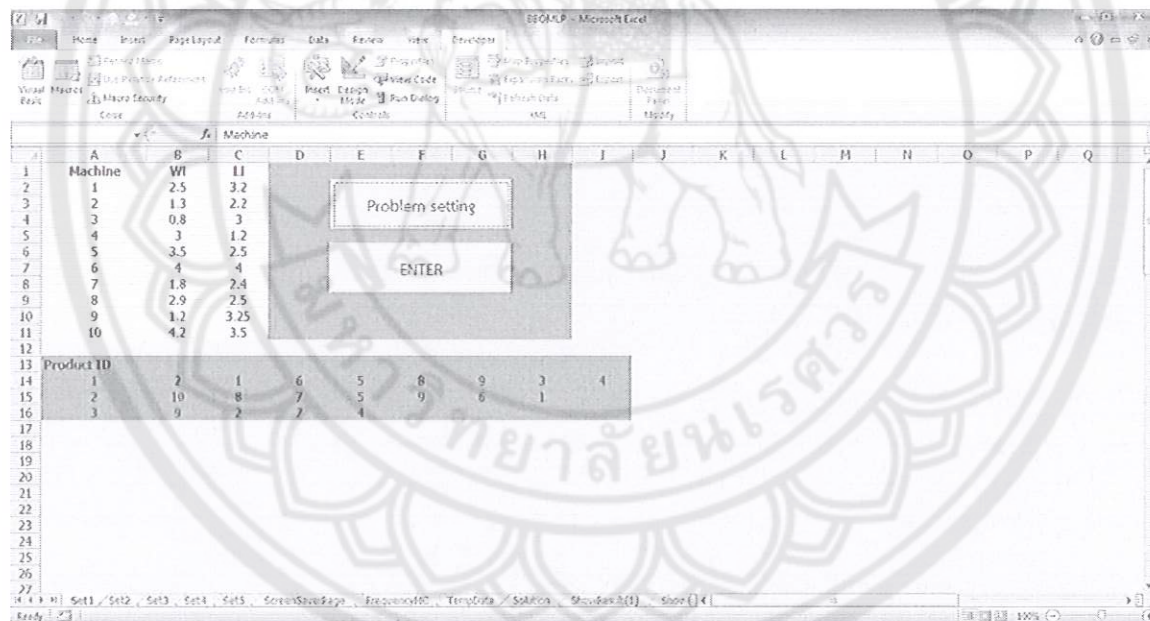
ชุดข้อมูลประกอบ 5 ชุด ดังตารางที่ 2.1 เครื่องจักรมีรูปทรงสี่เหลี่ยมมุมฉาก (สี่เหลี่ยมผืนผ้าและจัตุรัส) จุดปฏิบัติงานของเครื่องจักรถูกกำหนดไว้ที่จุดกึ่งกลาง (Centroid) ของแต่ละเครื่อง

ตารางที่ 2.1 ชุดข้อมูล

ชุดข้อมูล	จำนวนเครื่องจักร (M)	จำนวนผลิตภัณฑ์ (P)
M10P3	10	3
M15P9	15	9
M20P5	20	5
M30P10	30	10
M30P27	30	27

5.2 วิเคราะห์และออกแบบเพิ่มข้อมูลนำเข้าด้านข้อมูลเครื่องจักร และข้อมูลผลิตภัณฑ์

เพิ่มข้อมูลนำเข้า (input files) เป็นแฟ้มที่ใช้เก็บรายละเอียดของจำนวนเครื่องจักร ขนาดของแต่ละเครื่องจักร จำนวนผลิตภัณฑ์ ลำดับการทำงานของเครื่องจักรในแต่ละผลิตภัณฑ์ ปริมาณการผลิตในแต่ละช่วงเวลา ซึ่งลักษณะของแฟ้มข้อมูลนำเข้าจะมีรูปแบบดังรูปที่ 2.2 และ 2.3



รูปที่ 2.2 รูปแบบของแฟ้มนำเข้าของชุดข้อมูล 10M3P

Uncertainty Demand Problem					Uncertainty Demand Problem					
Datasets	Product Number	Period	Period	Period	Datasets	Product Number	Period	Period	Period	
1	1	150	59	45	156	1	148	13	171	162
2	2	277	90	116	117	2	166	169	161	176
3	3	57	87	147	185	3	157	165	91	58
4	4	153	128	75	29	4	191	179	136	195
5	5	147	108	185	136	5	134	155	44	131
6	6	23	58	122	65	6	125	114	187	10
7	7	29	118	107	183	7	252	155	183	161
8	8	19	175	76	92	8	80	64	137	163
9	9	97	181	46	196	9	182	50	159	165
10	10	161	176	119	33	10	192	18	96	17
11	11	94	60	94	14	11	193	65	77	76
12	12	114	31	27	75	12	158	58	147	85
13	13	173	117	19	142	13	159	119	43	152
14	14	87	113	144	68	14	23	185	143	143
15	15	37	130	109	92	15	175	194	119	16
16	16	56	25	165	87	16	36	164	13	148
17	17	27	166	102	31	17	111	82	90	99
18	18	143	10	128	164	18	26	135	50	89
19	19	55	161	94	152	19	50	154	50	43
20	20	161	172	197	19	20	63	77	44	54
21	21	185	175	74	101	21	62	172	197	200
22	22	153	83	59	67	22	106	23	14	12
23	23	91	111	171	128	23	52	60	195	120
24	24	97	174	98	119	24	187	64	153	178
25	25	76	193	121	65	25	172	176	32	35
26	26	196	96	172	164	26	90	173	122	191
27	27	97	142	27	72	27	18	166	145	110
28	28									
29	29									
30	30									
31	31									
32	32									

รูปที่ 2.3 รูปแบบของแฟ้มนำเข้าด้านปริมาณการผลิต

5.3 วิเคราะห์และออกแบบแฟ้มข้อมูลขาออก

แฟ้มข้อมูลขาออก (Output file) เป็นแฟ้มแสดงผลที่หลังจากการประมวลผลของโปรแกรม ซึ่งจะแสดงรายละเอียดดังต่อไปนี้

5.3.1 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ (Parameter setting) ได้แก่ ขนาดระบบนิเวศ (Ecosystem size: n) จำนวนรอบ (Number of iterations: I_{max}) ความน่าจะเป็นในการปรับปรุง (Probability of modification: P_{mod}) อัตราการเปลี่ยนแปลงทางธรรมชาติสูงสุด (Maximum mutation rate: m_{max}) ขนาดของพื้นที่จัดเรียงทั้งความยาว (floor length: F_L) และความกว้าง (floor width: F_W) ขนาดของช่องว่างสำหรับขนส่ง (Gap: G) และจำนวนช่วงเวลา (Number of periods: P)

5.3.2 ผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลโปรแกรม ประกอบด้วย ลำดับที่ของรอบ ค่าตอบที่ดีที่สุดของแต่ละรอบ ค่าตอบที่ดีที่สุดของทุกรอบ ค่าเฉลี่ยของค่าตอบในแต่ละรอบ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลลัพธ์ ลำดับการจัดเรียงเครื่องจักร และลำดับการทำงานของเครื่องจักรของแต่ละผลิตภัณฑ์

5.4 ประยุกต์ใช้วิธีการ BBO ในการแก้ปัญหาการจัดเรียงเครื่องจักร ซึ่งการทำงานของ BBO สำหรับงานวิจัยนี้ สามารถแสดงขั้นตอนการทำงานได้ดังรูปที่ 2.4 และอธิบายได้ดังนี้

5.4.1 เตรียมข้อมูลของปัญหาด้านขนาดและจำนวนเครื่องจักร (M) จำนวนผลิตภัณฑ์ (P) และลำดับการทำงานของเครื่องจักรของแต่ละผลิตภัณฑ์

5.4.2 กำหนดค่าพารามิเตอร์ (Ecosystem size: n, Number of iterations: I_{max} , Probability of modification: P_{mod} , Maximum mutation rate: m_{max} , floor length: F_L , floor width: F_W , Gap (G) และ Number of periods: P)

5.4.3 การสร้างคำตอบเริ่มต้น (Solution initialisation) ตามรูปแบบคำตอบ (Solution representation) ที่กำหนด ใน 1 คำตอบประกอบด้วยเครื่องจักรหลายเครื่องมาเรียงต่อกันตามจำนวนเครื่องจักร โดยการสุ่มหมายเลขเครื่องจักรในบัญชีรายการเครื่องจักรมาทีละตัว นำมาเรียงต่อกันจนครบทุกเครื่อง จึงได้คำตอบ 1 คำตอบ ถ้าปัญหาที่มีเครื่องจักร 10 เครื่อง 1 คำตอบจะประกอบด้วยเครื่องจักร 10 เครื่อง และทำการสร้างคำตอบจนได้ครบตามขนาดระบบนิเวศที่กำหนดไว้

5.4.4 ทำการจัดเรียงเครื่องจักรทีละแถว จากมุมล่างซ้ายของพื้นที่ไปทางขวาโดยคำนึงถึงความยาว (F_L) และทำการจัดเรียงแถวถัดไปจนครบเครื่องจักรทุกเครื่อง โดยจำนวนแถวของเครื่องจักรมีระยะไม่เกินความกว้าง (F_W)

5.4.5 ทำการประเมินค่าดัชนีความเหมาะสมของถิ่นที่อยู่อาศัย (Habitat suitability index: HSI) ซึ่งเป็นการคำนวณค่าของระยะทางการขนถ่ายวัสดุของทุกผลิตภัณฑ์ในทุกช่วงเวลา ซึ่งผลิตภัณฑ์แต่ละชนิดจะมีลำดับการผลิตของเครื่องจักรที่แตกต่างกัน

5.4.6 จัดเรียงอันดับ (k) ของคำตอบ โดยพิจารณาจากคำตอบที่ดีที่สุด (ระยะทางรวมน้อยที่สุด)


```

Initialise  $n, l_{max}, P_{mod}, m_{max}$ 
Randomly generate the initial solutions based on the  $n$ 
Arrange machines row by row
Evaluate the fitness function (HSI) for the solutions
Sort the solutions in ecosystem based on the fitness (HSI)
Set  $i = 1$  (first iteration)
While  $i \leq l_{max}$  do
    For  $j = 1$  to migrate_num do (migrate_num = round (random number x  $n$ ))
        Migration operation
    End loop for
    For  $k = 1$  to  $n$ 
        Mutation operation
    End loop for
    Evaluate the new solutions and update HSI
    Elitist selection
     $i = i + 1$ 
End loop while
Output the best solution

```

รูปที่ 2.4 ขั้นตอนการทำงานของกรการออกแบบผังจัดเรียงเครื่องจักรที่ด้วยวิธี BBO

5.4.7 คำนวณค่าอัตราการการอพยพเข้า (Immigration rate: λ) เพื่อใช้พิจารณาถึงความน่าจะเป็นในการเลือกคำตอบที่จะนำมาเป็นแหล่งของการอพยพเข้า และค่าอัตราการการอพยพออก (Emigration rate: μ) เพื่อใช้พิจารณาถึงความน่าจะเป็นในการเลือกคำตอบที่จะนำมาเป็นแหล่งของการอพยพออกของข้อมูลจากพื้นที่คำตอบเดิม ตามสมการที่ 1 และ 2 ตามลำดับ

$$\lambda_k = I \left(1 - \frac{k}{n} \right) \quad (1)$$

$$\mu_k = \frac{E_k}{n} \quad (2)$$

5.4.8 สร้างคำตอบใหม่ด้วยขบวนการอพยพย้ายถิ่น (Migration process) ตามค่า λ และ μ โดยจำนวนคำตอบในการกลายพันธุ์ (migrate_num) จะไม่เกินค่าความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนแปลง (Probability of modification: P_{mod})

5.4.9 สร้างคำตอบใหม่ด้วยการเปลี่ยนแปลงทางธรรมชาติ (Mutation process) ตามค่าความน่าจะเป็นของการอยู่รอด (Probability of existence: P_k) และอัตราการการเปลี่ยนแปลงตามธรรมชาติ (Mutation rate: m_5) ในสมการที่ 3 และ 4 ตามลำดับ

$$P_k = \begin{cases} P_0 = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^n \frac{\lambda_0 \lambda_1 \dots \lambda_{i-1}}{\mu_1 \mu_2 \dots \mu_i}}, k = 0 \\ P_k = \frac{\lambda_0 \lambda_1 \dots \lambda_{k-1}}{\mu_1 \mu_2 \dots \mu_k \left(1 + \sum_{i=1}^n \frac{\lambda_0 \lambda_1 \dots \lambda_{i-1}}{\mu_1 \mu_2 \dots \mu_i} \right)}, 1 \leq k \leq n \end{cases} \quad (3)$$

$$m(S) = m_{\max} \left(\frac{1 - P_k}{P_{\max}} \right) \quad (4)$$

5.4.10 ประเมินค่าดัชนีความเหมาะสมของถิ่นที่อยู่อาศัย (HSI) ของคำตอบใหม่ และแทนที่คำตอบเดิมถ้าคุณภาพคำตอบดีขึ้น

5.4.11 โปรแกรมจะประมวลผลจนกระทั่งครบตามจำนวนรอบที่กำหนดไว้ จึงจะหยุดการทำงาน และสรุปผลการจัดเรียงเครื่องจักรที่ให้ค่าระยะทางการขนถ่ายวัสดุที่สั้นที่สุด

5.5 พัฒนาโปรแกรมเพื่อนำวิธีการ BBO มาใช้ลำดับการจัดเรียงเครื่องจักรที่มีปริมาณการผลิตไม่แน่นอน ด้วยโปรแกรม Visual Basic

5.6 การทดลอง

การทดลองสำหรับงานวิจัยนี้มี 2 การทดลองคือ

5.6.1 การทดลองที่ 1 ศึกษาการกำหนดค่าพารามิเตอร์ BBO ที่เหมาะสม โดยใช้ออกแบบการทดลองแฟกตอเรียลแบบเต็ม (Full factorial design) พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลองแสดงดังตารางที่ 2.2 และใช้ชุดข้อมูล 5 ชุด ทำทดลองซ้ำ 5 ครั้ง ดังนั้น การทดลองมีจำนวนทั้งหมด 675 ครั้ง

ตารางที่ 2.2 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ BBO

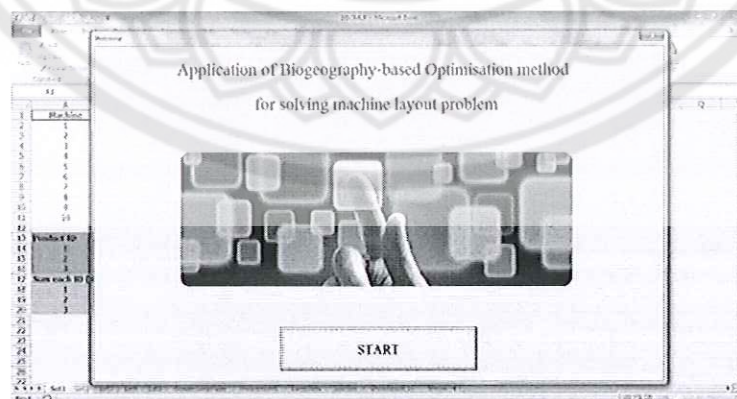
Factors	Levels	Values		
		Low (0)	Medium (1)	High (2)
Ecosystem size/number of iterations (n/m_{\max})	3	25/100	50/50	100/25
Probability of modification (P_{mod})	3	0.1	0.5	0.9
Maximum mutation rate (m_{\max})	3	0.1	0.5	0.9

5.6.2 การทดลองที่ 2 ประยุกต์ใช้วิธีการ BBO เพื่อออกแบบผังจัดเรียงเครื่องจักรแบบทันทาน ภายใต้ปริมาณการผลิตที่มีการเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา โดยค่าความต้องการของลูกค้าจะมีค่าไม่เท่ากันใน 4 ช่วงเวลา กับชุดข้อมูล 5 ชุด โดยทำการทดลองซ้ำ 30 ครั้ง

6. ผลการดำเนินงานวิจัย

โปรแกรมที่ใช้ในการออกแบบการจัดเรียงเครื่องจักรด้วยวิธี BBO ได้ถูกพัฒนาขึ้นมาด้วยโปรแกรมภาษา Visual Basic ซึ่งมีลักษณะดังนี้

6.1 หน้าจอแรกของโปรแกรม ดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 หน้าจอแรกของโปรแกรม

6.3 การกำหนดค่าพารามิเตอร์โดยผู้ใช้งานโปรแกรม ดังรูปที่ 2.6

Biogeography Based Optimization for Modeling Layout Problem Program

Parameters Setting

Ecosystem size : 25

Number of iteration : 100

Migration Probability : 1

Maximum mutation rate : 1

Random seed value : 111

Problem Size

Width of area : 30 meters

Length of area : 30 meters

Gap between machines : 1 meter(s)

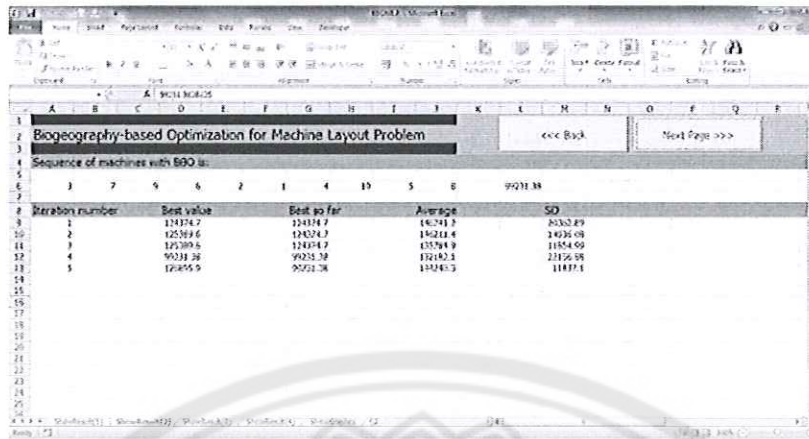
Reset Run program

รูปที่ 2.6 การกำหนดค่าพารามิเตอร์

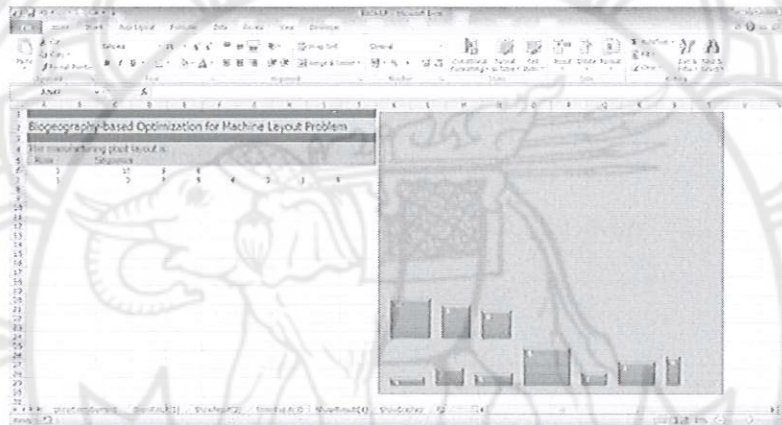
6.4 การแสดงผลลัพธ์ สามารถแสดงผลการสรุปค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการประมวลผลการจัดเรียงเครื่องจักรได้ ดังรูปที่ 2.7 แสดงผลการจัดเรียงเครื่องจักรที่ให้ระยะทางการขนถ่ายวัสดุที่ดีที่สุด (Sequence of machines with BBO) พร้อมทั้งผลการจัดเรียงเครื่องจักรที่ดีที่สุดในแต่ละรอบการค้นหา (Best value) และทุกรอบการคำนวณที่ผ่านมา (Best so far) พร้อมด้วยค่าเฉลี่ย (Average) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ดังรูปที่ 2.8 และการแสดงผลเป็นภาพของการจัดเรียงเครื่องจักรได้ดังรูปที่ 2.9

Biogeography-based Optimization Parameters		
Population size	5	
Number of Iteration	5	
Migration probability	1	
Maximum mutation rate	1	
Random seed value	111	
Layout Area		
Width of area	30	Metre
Length of area	30	Metre
Gap between machines	1	Metre(s)

รูปที่ 2.7 ผลการสรุปค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการประมวลผลการจัดเรียงเครื่องจักร



รูปที่ 2.8 ผลการจัดเรียงเครื่องจักรที่ให้ระยะทางการขนถ่ายวัสดุ



รูปที่ 2.9 การแสดงผลเป็นรูปภาพของการจัดเรียงเครื่องจักร

6.5 ผลการทดลองที่ 1

จากการทดลองในข้อที่ 5.6.1 เมื่อนำผลการทดลองไปวิเคราะห์ทางสถิติ ค่า P-value ที่ได้จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนแสดงในตารางที่ 2.3 ซึ่งกำหนดค่าระดับนัยสำคัญเท่ากับ 0.05 ค่า P-value น้อยกว่า 0.05 หมายความว่าพารามิเตอร์ดังกล่าวมีผลต่อระยะทางการขนถ่ายวัสดุอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ การกำหนดค่าความน่าจะเป็นในการปรับปรุง (P_{mod}) และปฏิสัมพันธ์ระหว่าง P_{mod} กับ m_{max} มีผลต่อคำตอบในทุกชุดข้อมูลอย่างมีนัยสำคัญ ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในแต่ละชุดข้อมูลที่ให้ค่าระยะทางการขนถ่ายวัสดุต่ำที่สุดแสดงดังตารางที่ 2.4

ตารางที่ 2.3 ค่า P-value จากการวิเคราะห์ความแปรปรวน

Source	ชุดข้อมูล				
	M10P3	M15P9	M20P5	M30P10	M30P27
n/m_{max}	0.191	0.000	0.013	0.000	0.001
P_{mod}	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
m_{max}	0.800	0.000	0.000	0.000	0.000
$n/m_{max} * P_{mod}$	0.004	0.045	0.173	0.060	0.103
$n/m_{max} * m_{max}$	0.135	0.000	0.099	0.000	0.000
$P_{mod} * m_{max}$	0.016	0.000	0.000	0.000	0.000
$n/m_{max} * P_{mod} * m_{max}$	0.031	0.000	0.123	0.103	0.004

ตารางที่ 2.4 ค่าพารามิเตอร์ BBO ที่เหมาะสม

Dataset	nI_{max}	P_{mod}	m_{max}
M10P3	50/50	0.9	0.1
M15P9	25/100	0.5	0.1
M20P5	50/50	0.9	0.1
M30P10	25/100	0.9	0.1
M30P27	25/100	0.9	0.1

6.6 ผลการทดลองที่ 2

เมื่อทำการออกแบบผังจัดเรียงเครื่องจักรแบบทันทัน ภายใต้ปริมาณการผลิตที่มีการเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา 5 ชุด ข้อมูล ค่าคำตอบที่ดีที่สุด ค่าเฉลี่ยคำตอบที่ดีที่สุด ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และเวลาเฉลี่ย (นาที) แสดงดังตารางที่ 2.5

ตารางที่ 2.5 ผลการทดลองของแต่ละชุดข้อมูล

ชุดข้อมูล	ค่าคำตอบที่ดีที่สุด	ค่าเฉลี่ยคำตอบที่ดีที่สุด	ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	เวลาเฉลี่ย (วินาที)
M10P3	85,791.39	88,790.02	2,870.28	2.29
M15P9	533,564.19	563,223.59	13,514.21	3.73
M20P5	476,625.34	521,419.22	17,855.37	4.61
M30P10	1,846,848.63	1,912,197.83	36,593.85	7.57
M30P27	3,298,488.50	3,376,527.20	39,362.01	9.13

7. สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ทำการพัฒนาโปรแกรมช่วยในการออกแบบผังโรงงานในสภาพการเปลี่ยนแปลงปริมาณการผลิต โดยใช้วิธีการค้นหาคำตอบแบบประมาณค่าคือ วิธีค้นหาคำตอบที่เหมาะสมเชิงชีวภูมิศาสตร์ (Biogeography-Based Optimisation: BBO) โดยเป็นการออกแบบการจัดเรียงเครื่องจักรแบบเสถียร เพื่อให้มีค่าระยะทางการขนถ่ายวัสดุรวมสั้นที่สุด ค่าพารามิเตอร์ BBO มีผลต่อคุณภาพของคำตอบอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ เพื่อให้การทำงานของวิธีการ BBO มีประสิทธิภาพสูงสุดจึงควรกำหนดค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสม ซึ่งค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลแต่ละขนาดมีความแตกต่างกัน

อย่างไรก็ตาม การออกแบบผังการเรียงเครื่องจักรภายใต้ปริมาณการผลิตที่ไม่แน่นอนควรพิจารณาถึงการปรับเปลี่ยนผังเครื่องจักรระหว่างช่วงเวลาเพื่อให้ระยะทางการขนถ่ายวัสดุในแต่ละช่วงเวลาต่ำที่สุด ซึ่งอาจทำให้เกิดการเปลี่ยนตำแหน่งของเครื่องจักร นอกจากนี้ การออกแบบผังสามารถพิจารณาถึงวัตถุประสงค์อื่นๆ เพิ่มเติมนอกเหนือจากระยะทางการขนถ่ายวัสดุ เช่น ต้นทุนการขนถ่ายวัสดุ ชนิดของอุปกรณ์ขนถ่ายวัสดุ และลักษณะของเส้นทางการขนถ่ายวัสดุ เป็นต้น รวมทั้งการพัฒนาวิธีการหาคำตอบโดยประมาณค่าวิธีอื่นเพื่อแก้ปัญหาการออกแบบการจัดเรียงเครื่องจักร

เอกสารอ้างอิง

- ศรีสังจา วิทยศักดิ์ (2553). *Naresuan University Engineering Journal* Vol.5 No.2 July-December 2010: 46-62.
- Balakrishnan, J. and C. H. Cheng (2006). *International Journal of Production Economics* 103(1): 87-89.
- Balakrishnan, J. and C. H. Cheng (2009). *Omega-International Journal of Management Science* 37(1): 165-177.
- Balakrishnan, J. D. and C. H. Cheng (2007). *European Journal of Operational Research* 177: 281-309.
- Balakrishnan, J. D., C. H. Cheng, D. G. Conway and C. M. Lau (2003). *International Journal of Production Economics* 86(2): 107-120.
- Baykasoglu, A., T. Dereli and I. Sabuncu (2006). *Omega-International Journal of Management Science* 34(4): 385-396.
- Chaieb, I. and O. Korbaa (2003). *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part B-Journal of Engineering Manufacture* 217(7): 883-897.
- Chan, W. K. and C. J. Malmborg (2010). *International Journal of Production Research* 48(10): 2937-2956.
- Corry, P. and E. Kozan (2004). *Computational Optimization and Applications* 28(3): 287-310.
- Dong, M., C. Wu and F. Hou (2009). *Expert Systems with Applications* 36(8): 11221-11232.
- Dira, A., H. Pierreval and S. Hajri-Gabouj (2007). *Annual Reviews in Control* 31(2): 255-267.
- Dunker, T., G. Radons and E. Westkamper (2005). *European Journal of Operational Research* 165(1): 55-69.
- Enea, M., G. Galante and E. Panascia (2005). *Journal of Intelligent Manufacturing* 16(3): 303-316.
- Ertay, T., D. Ruan and U. R. Tuzkaya (2006). *Information Sciences* 176(3): 237-262.
- Ficko, M., M. Brezocnik and J. Balic (2004). *Journal of Materials Processing Technology* 157: 150-158.
- Hicks, C. (2006). *International Journal of Production Economics* 104(2): 598-614.
- Hu, G. H., Y. P. Chen, Z. D. Zhou and H. C. Fang (2007). *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 34(11-12): 1153-1163.
- Jithavech, I. and K. K. Krishnan (2010). *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 49(1-4): 27-40.
- Kia, R., A. Baboli, N. Javadian, R. Tavakkoli-Moghaddam, M. Kazemi and J. Khorrami (2012). *Computers & Operations Research* 39(11): 2642-2658.
- Krishnan, K. K., A. A. Jaafari, M. Abolhasanpour and H. Hojabri (2009). *African Journal of Business Management* 3(10): 616-620.
- Krishnan, K. K., I. Jithavech and H. T. Liao (2009). *International Journal of Production Research* 47(21): 5911-5940.
- McKendall, A. R. and A. Hakobyan (2010). *European Journal of Operational Research* 201(1): 171-182.
- McKendall, A. R. and J. Shang (2005). *Computers & Operations Research* 33(3): 790-803.
- McKendall, A. R., J. Shang and S. Kuppusamy (2006). *Computers & Operations Research* 33(8): 2431-2444.
- Moslemipour, G. and T. S. Lee (2012). *Journal of Intelligent Manufacturing* 23(5): 1849-1860.
- Nearchou, A. C. (2006). *International Journal of Production Economics* 101(2): 312-328.
- Pillai, V. M., I. B. Hunagunda and K. K. Krishnan (2011). *Computers & Industrial Engineering* 61(3): 813-823.
- Rezazadeh, H., M. Ghazanfari, M. Saidi-Mehrabad and S. J. Sadjadi (2009). *Journal of Zhejiang University-Science A* 10(4): 520-529.
- Sahin, R. and O. Turkbey (2009). *International Journal of Production Research* 47(24): 6855-6873.
- Simon, D. (2008). *IEEE Transactions on evolutionary computation* 12(6): 702-713.
- Singh, S. P. (2009). *International Journal of Recent Trends in Engineering* 1(1, May 2009): 73-77.
- Tavakkoli-Moghaddam, R., N. Javadian, B. Javadi and N. Safaei (2007). *Applied Mathematics and Computation* 184(2): 721-728.
- Tompkins, J. A., J. A. White, Y. A. Bozer and J. M. A. Tanchoco (2010). *Facilities Planning*, JOHN WILEY & SONS, INC.
- Ulutas, B. H. and A. A. Islier (2009). *Journal of Manufacturing Systems* 28(4): 123-131.
- Vitayasak, S. and P. Pongcharoen (2012). *Lecture Notes in Management Science* 4: 78-76.

ภาคผนวก

งานประชุมวิชาการระดับนานาชาติ

“The 2nd International Conference on Materials and Manufacturing Research (ICMMR 2014)”

17-18 November 2014, Bangkok, Thailand.

Re-layout under stochastic demand with different degrees of demand variation

Srisatja Vitayasak and Pupong Pongcharoen

งานประชุมวิชาการระดับนานาชาติ

“The International Conference on Intelligent Materials and Manufacturing Engineering” (IMME 2015) ”

Consistency on optimal GA parameter setting on various characteristics of layout design problem

Srisatja Vitayasak and Pupong Pongcharoen

และ

งานประชุมวิชาการระดับนานาชาติ

“The 2nd International Conference on Manufacturing and Industrial Technologies (ICMIT 2015)”

28-29 March 2015, Chonburi, Thailand.

Application of Biogeography-Based Optimisation for machine layout design problem

Saisumpan Sooncharoen, Srisatja Vitayasak, and Pupong Pongcharoen

Re-layout under stochastic demand with different degrees of demand variation

Srisatja Vitayasak^a and Pupong Pongcharoen^{b*}

Centre of Operations Research and Industrial Applications, Department of Industrial Engineering,
Faculty of Engineering, Naresuan University, Phitsanulok 65000, Thailand.

^asrisatjav@nu.ac.th, ^bpupongp@nu.ac.th

Keywords: Re-layout, stochastic demand, demand variation, Genetic Algorithm

Abstract. Demand variability affect material flow intensities between machines. The significant changes in demand may lead to excess material handling distances. Altering an existing layout associated with demand levels over periods of time helps to reduce the handling distance required for manufacturing products. The objective of this paper was to investigate the effect of degrees of demand variation on redesigning machine layout based on multiple time-periods. Demand profiles were in form of normal distribution. The computational experiments were conducted using eight datasets, each of which was tested on demand profiles with five degrees of variation. The results indicated that the changes in demand between periods with varying degrees of demand variation had significantly influenced on material handling distance. The existing layout was redesigned to minimise the distance in each period, by which the shifting cost was generated. Both variability of demand and the related costs should be considered in the machine layout design under stochastic environment.

Introduction

Changes in manufacturing environment may be the result of several factors, such as introduction of new products, redesigning of the product, the shorter product life cycle, and elimination of products from production line. All factors affect the customer demand, the material flow between machines and the efficiency of the existing layout, respectively, so the layout may be redesigned. 1/3 of USA companies undergo major reorganisation of the production facilities every 2 years [1] and as reported on Facilities Planning textbook (Tompkins et al., 2010), in the United States, since 1955, about 8% of the gross national product has been spent yearly on new facilities, and the continuous improvement in design approach must be included in facility planning it is reasonable to assume that over \$300 billion is spent for layout or re-layout annually [2]. Re-layout is redesigning and rearranging machines associated with demand levels to minimise handling distances required for manufacturing products. Material handling cost is the most measure for determining the effective layout. However, in practice, re-layout process is time consuming and there are imposed shifting (rearrangement) costs including labour cost and equipment cost, and cost due to the loss in production capacity [3, 4].

Yang and Peter (1998) presented uncertain demand in the form of flow density matrices between machines for multiple periods, each of which include several scenarios with different probabilities [5]. Enea et al. (2005) modelled stochastic demand using a fuzzy number for department layout design in uncertain production scenarios [6]. Ertay et al. (2006) used forecast technique for demand profiles in robust layout design [7]. Tavakkoli-Moghaddam et al. (2007) proposed facility layout problem in cellular manufacturing system with stochastic demand. Part demands are independent with the normal probability distribution [8]. Krishnan et al. (2009) and Jithavech and Krishnan (2010) determined random product demand based on uniform distribution in department layout problem [9, 10]. Moslemipour and Lee (2012) assumed product demand to be normally distributed random variables for dynamic machine layout design [11]. Also, the demand scenario can be

defined using exponential distribution [12]. However, there has been no report on the investigation of influence of demand variation on the re-layout problem.

The objective of this paper was to investigate the influence of degrees of demand variation on redesigning machine layout (re-layout) aiming to minimise the total material handling distance based upon predicted demand. The remaining sections of this paper are organised as follows: the re-layout problem under stochastic demand is described in the next section followed by the Genetic Algorithm for solving the problem and its pseudo-code; then, the experimental design and analysis on computational results are presented; and finally, discussions and conclusions are drawn.

Machine re-layout in uncertain demand environment

Demand profiles on each product type were proposed with normal distribution which is the most widely used model for the distribution of a random variable. The normal $N(\mu, \sigma^2)$ is used to denote a normal distribution with mean μ and variance σ^2 . With a higher variance, the probability of product demand moves further from μ is increased. The evaluation function for the efficient layout design can be used to minimise total of the material handling distance (MHD) for each period according to predicted demand as shown in Eq. 1 [13].

$$\text{Total material handling distance (MHD)} = \left(\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{g=1}^N d_{ij} f_{ijg} D_g \right) \quad (1)$$

M is a number of machines, i and j are machine indexes (i and $j = 1, 2, 3, \dots, M$). N is the number of product types, g is the product index ($g = 1, 2, 3, \dots, N$). d_{ij} is the distance from machines i to j ($i \neq j$), f_{ijg} is the frequency of material flow of product g from machines i to j , and D_g is the customer demand of product g .

Total cost of re-layout includes material handling cost and shifting cost as Eq. (2) and (3) [13], in which two shifting costs were related to the number of machines moved (U) and the distance of moved machines (V), respectively. $U_{k-1,k}$ was denoted that number of machine moved from period ($k-1$) to period k , and $V_{k-1,k}$ was denoted that total distance of moved machines from period ($k-1$) to period k . For robust layout, total cost is the total of the material handling cost. It was assumed that the material handling cost (C_{MH}) was one currency unit per metre, and the average shifting cost based on the number of moved machines (C_{MV}) and the distance of moved machines (C_{MD}) was set at 1,000 currency units per one machine moved [11] and 50 currency units per metre, respectively.

$$\text{Total cost of re - layout} = C_{MH} \left(\sum_{k=1}^P MHD_k \right) + \sum_{k=2}^P C_{MV} U_{k-1,k} \quad (2)$$

$$\text{Total cost of re - layout} = C_{MH} \left(\sum_{k=1}^P MHD_k \right) + \sum_{k=2}^P C_{MD} V_{k-1,k} \quad (3)$$

Genetic Algorithm based Layout Design tool

The number of all layouts for re-layout with M machines and T periods is $(M!)^T$. For example, there are 10 machines and 5 periods, the number of possible layouts (solutions) is 6.3×10^{32} combinations. Solving the problem using full numerical methods especially for large size require the longer computational times. Because of this computational difficulty, various approximation optimisation algorithms have been applied for solving e.g. Genetic Algorithm [6, 14], Ant Colony Optimisation [15, 16], Simulated Annealing [11, 17] and Tabu Search [18], but they do not guarantee the optimum solutions [19].

Genetic Algorithm (GA) [20, 21] is a biological based stochastic search algorithm for approximating the optimal solution in search space. The process of proposed GA for MLD [22] can be described as follows: i) encode the problem to produce a list of genes using a numeric string. Each gene in a chromosome represents a machine number; ii) prepare input data including number of machines (M), dimension of machines (width x length), number of products (N), and their machine sequences, and identify parameters: population size (Pop), number of generations (Gen), probability of crossover (P_c), probability of mutation (P_m), floor length, floor width, gap between machines, and number of periods; iii) create the demand levels of each product in each period; iv) randomly generate an initial population based on the Pop; v) apply crossover and mutation operators to generate new offspring respecting P_c and P_m respectively; vi) arrange machines row by row based on the length and width of floor; vii) evaluate the fitness function value; viii) select the best chromosome having the shortest material handling distance using the elitist selection; ix) choose chromosomes for the next generation by using roulette wheel selection; and x) stop the GA process according to the *Gen*. When the GA process is terminated, the best-so-far solution is reported. The results obtained from the algorithms with non-tuned parameter setting usually results in premature convergence [23]. The appropriate setting of P_c and P_m be set at 0.9 and 0.5, respectively [24]. The number of chromosomes and generations were 50. Genetic operators adopted in this work were the Two-point Centre Crossover (2PCX) [25] and Two Operation Random Swap (2ORS) [26].

In multi-row configuration, non-identical rectangular machines are arranged row by row sequentially within a restricted area and respective to the predefined gap between machines [27]. Once the space was not enough to place the machine at the end of the row, it was then placed in the next row. Flow path means the movement of material handling equipment, e.g. automated guided vehicles, which can move to left or right side of the row and then move up or down to the destination row. The distance of material flow was evaluated for the shortest distance.

In this study, the following assumptions were made in order to formulate the problem: i) the material handling distance between machines was determined from the machine's centroid, ii) machines were arranged in multiple rows, iii) there was enough space in the shop floor area for machine arrangement, iv) the movement of material flow was a straight line, v) the predefined gap between machines was similar, and vi) the processing time and moving time were not taken into consideration.

Experimental design and analysis on computational results

In this work, the computational experiments were conducted using eight testing datasets, all of which have different numbers of non-identical machines being unequal in size and number of product types [13]. The demand profile of each product type was in the form of normal distribution. Each dataset was tested with five degrees of demand variation: 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5 and 3.0. Demand profiles for experimental study were generated using five forms of normal distribution: $\mu \pm 0.5\sigma$, $\mu \pm 1\sigma$, $\mu \pm 1.5\sigma$, $\mu \pm 2\sigma$, $\mu \pm 2.5\sigma$ and $\mu \pm 3\sigma$. The number of time periods was set to twelve periods.

With eight datasets, each of which took thirty replications and five levels of degrees of variation, 1,200 computational runs in total were carried out. The machine layout designing program was developed and coded in modular style using the Tool Command Language and Tool Kit (Tcl/Tk) programming. An experiment was designed and conducted on a personal computer with Intel Core i5 2.8 GHz and 4 GB DDR3 RAM. The computational results were analysed shown in Table 1.

From Table 1, mean of MHD the SD value of 40M40N were the highest because of problem size (Number of machines and product types). Also, the problem size relates to the executing time, for example, at 3.0 degree variation, the smallest dataset (10M5N) took 2.3 minutes while the time for 40M40N dataset was 33.5 minutes. The mean and SD of the distance, and the average computational time depend on the problem size. When the number of machines is increased, the feasible solutions are increased. A variety of solutions had an effect on the standard variation.

Table 1 Total material handling distance (metres), number of moved machines (NMM) and distance of moved machines (DMM) in each dataset

Data set	Degree of demand variation																	
	0.5			1.0			1.5			2.0			2.5			3.0		
	MHD	NMM	DMM	MHD	NMM	DMM	MHD	NMM	DMM	MHD	NMM	DMM	MHD	NMM	DMM	MHD	NMM	DMM
Mean	800,449.2	52.6	580.5	774,449.0	57.0	586.7	750,359.1	63.6	637.9	753,580.9	64.2	622.2	702,991.6	63.5	614.8	694,524.9	65.7	619.2
SD	9,364.9	21.9	314.4	9,697.8	19.2	291.0	9,177.9	21.7	308.3	9,874.4	18.5	310.5	11,499.9	16.9	297.1	8,758.6	18.5	298.1
Min	790,116.3	15.0	119.4	764,151.9	30.0	224.0	740,339.1	30.0	187.6	722,389.8	36.0	169.4	691,443.5	38.0	229.4	686,193.2	41.0	246.6
Max	821,380.1	86.0	1,108.4	801,979.2	95.0	1,148.1	780,637.2	108.0	1,217.0	768,436.3	101.0	1,374.8	738,299.1	92.0	1,228.8	722,715.7	109.0	1,344.0
Mean	6,102,646.7	215.8	2,243.8	6,017,496.5	217.7	2,400.5	5,907,727.1	217.1	2,359.1	5,831,473.2	217.5	2,440.8	5,787,962.5	217.7	2,469.2	5,723,704.0	217.8	2,424.6
SD	66,516.9	3.9	231.2	65,725.1	2.0	240.7	63,312.8	3.6	220.1	72,606.5	2.8	234.2	64,955.9	1.6	163.8	71,915.7	2.0	199.5
Min	5,943,229.9	204.0	1,749.2	5,901,636.7	211.0	1,870.6	5,779,018.5	206.0	1,726.4	5,669,109.1	205.0	1,717.2	5,679,009.7	214.0	2,111.8	5,559,659.1	214.0	1,903.7
Max	6,226,783.3	220.0	2,690.0	6,156,227.5	220.0	2,945.1	6,032,819.0	220.0	2,764.4	5,972,636.7	220.0	2,819.9	5,896,453.5	220.0	2,716.6	5,862,901.7	220.0	2,762.2
Mean	14,144,215.7	215.0	2,238.0	13,871,220.8	216.5	2,341.0	13,588,906.0	217.2	2,342.5	13,386,243.8	217.5	2,487.6	13,229,612.9	217.6	2,395.7	13,111,257.7	218.2	2,476.1
SD	90,611.6	4.8	250.9	75,247.9	3.9	242.4	72,096.6	2.3	242.7	68,543.3	2.8	251.9	57,252.2	2.3	211.6	74,019.6	1.5	192.8
Min	13,967,590.5	199.0	1,780.2	13,681,769.9	200.0	1,759.8	13,434,366.2	211.0	1,793.3	13,210,206.3	208.0	1,895.7	13,141,906.9	209.0	1,997.8	12,991,980.2	215.0	2,032.3
Max	14,366,178.3	220.0	2,844.4	14,038,746.6	220.0	2,885.6	13,737,045.7	220.0	2,847.3	13,518,145.4	220.0	2,955.8	13,374,296.3	220.0	2,817.5	13,258,282.4	220.0	2,765.7
Mean	26,750,925.5	213.0	2,205.8	26,316,816.3	214.7	2,311.0	25,919,952.1	216.0	2,322.0	25,628,060.5	215.8	2,360.7	25,500,514.3	217.5	2,471.2	25,496,458.6	216.8	2,423.0
SD	155,553.7	10.6	383.5	143,962.6	7.0	292.3	115,956.0	6.5	298.6	117,553.6	4.9	282.9	129,547.6	3.1	236.7	136,406.6	5.9	330.2
Min	26,416,832.6	169.0	1,176.3	26,017,290.1	187.0	1,357.1	25,605,275.7	187.0	1,309.6	25,279,235.7	195.0	1,280.7	25,236,259.6	203.0	1,507.6	25,139,711.0	188.0	1,278.5
Max	27,045,688.2	220.0	2,768.3	26,587,814.9	220.0	2,944.4	26,142,646.4	220.0	2,751.9	25,888,122.0	220.0	2,786.8	25,814,059.5	220.0	2,815.0	25,799,430.1	220.0	2,850.8
Mean	12,859,520.6	328.0	4,151.6	12,577,618.1	328.5	4,227.7	12,317,890.1	328.4	4,245.5	12,114,490.8	328.3	4,270.3	11,946,939.8	328.1	4,329.1	11,789,024.6	328.9	4,435.6
SD	132,363.4	1.9	309.5	152,778.1	1.7	230.0	124,416.2	1.5	233.4	108,218.6	1.4	238.6	117,781.9	1.5	207.7	120,620.4	0.9	193.8
Min	12,561,659.3	322.0	3,259.9	12,236,164.6	323.0	3,693.1	11,947,627.5	326.0	3,811.5	11,845,207.8	324.0	3,751.8	11,714,467.5	326.0	3,783.2	11,570,126.7	327.0	4,071.2
Max	13,130,405.6	330.0	4,717.3	12,870,039.4	330.0	4,780.8	12,548,888.0	330.0	4,617.1	12,375,906.2	330.0	4,654.3	12,184,650.7	330.0	4,728.9	12,074,248.8	330.0	4,774.5
Mean	19,406,628.8	438.0	6,453.4	19,051,554.3	438.3	6,456.5	18,670,984.9	437.9	6,586.2	18,512,228.2	438.2	6,631.8	18,274,485.5	438.1	6,574.4	18,153,466.6	438.2	6,720.2
SD	284,421.5	1.8	258.7	237,189.0	1.3	329.1	252,600.4	1.5	256.2	281,125.1	1.4	270.7	221,974.5	2.2	332.9	297,622.1	1.6	301.6
Min	18,966,713.6	431.0	6,026.9	18,570,569.3	436.0	5,662.0	18,133,474.4	435.0	6,011.0	18,022,416.8	435.0	6,235.5	17,796,183.1	431.0	5,617.2	17,656,572.8	434.0	5,991.7
Max	20,137,768.4	440.0	6,992.9	19,554,960.8	440.0	7,074.3	19,274,709.7	440.0	7,018.0	19,175,341.0	440.0	7,225.9	18,692,409.9	440.0	7,158.9	18,717,807.2	440.0	7,179.5
Mean	38,183,417.7	437.1	6,388.3	37,691,853.9	437.9	6,494.1	37,251,844.6	437.0	6,451.9	36,928,281.3	437.9	6,428.2	36,835,619.2	437.7	6,576.6	36,823,649.5	437.5	6,490.6
SD	559,736.0	2.7	334.2	487,378.8	2.1	341.3	513,923.4	3.0	298.4	499,001.9	1.5	289.0	484,800.9	2.2	245.9	507,734.0	2.2	317.6
Min	36,971,660.4	430.0	5,076.3	36,654,001.6	431.0	5,524.0	36,144,760.1	425.0	5,746.7	35,985,381.6	434.0	5,738.4	35,903,304.7	428.0	5,959.4	35,839,056.6	431.0	5,346.9
Max	39,266,104.5	440.0	6,847.6	39,156,719.6	440.0	7,380.2	38,580,269.8	440.0	6,974.9	37,901,112.5	440.0	7,080.2	37,738,066.2	440.0	7,162.3	37,870,703.2	440.0	6,978.1
Mean	31,661,429.9	547.6	8,796.2	31,458,430.6	547.7	8,838.4	31,424,842.5	548.1	9,003.3	31,347,146.1	548.1	9,074.7	31,419,230.6	548.7	9,228.0	31,551,752.4	548.3	9,175.2
SD	337,261.8	2.2	393.5	380,199.6	2.5	375.6	440,250.8	1.8	398.4	287,944.1	1.9	366.1	390,842.6	1.8	361.1	362,262.7	1.6	337.6
Min	30,911,106.7	541.0	7,828.8	30,699,093.1	539.0	7,584.1	30,635,418.7	544.0	7,936.1	30,893,559.0	543.0	8,310.9	30,884,514.7	543.0	8,394.5	30,933,591.0	544.0	8,336.6
Max	32,424,800.2	550.0	9,463.7	32,213,995.0	550.0	9,464.8	32,458,016.4	550.0	9,713.6	31,899,229.7	550.0	9,939.1	32,355,047.1	550.0	10,009.0	32,348,170.3	550.0	9,685.6

Using the analysis of variance (ANOVA) to investigate the effect of degrees of variation on the MHD, the P values were less than 0.05 in all datasets, so the degrees of demand variation had a statistically significant effect on the material handling distance with 95% confident interval. A variability of demand affects the efficiency of the layout in term of flow distance between machines. The re-layout process generates machine movements between periods presented in the form of distance of moved machines (DMM) and number of moved machines (NMM) as presented in Table 1. In twelve periods, machines can be repositioned four times, so the possible number of machines moved in 10M5N was 110. Both the DMM and NMM increased associating with the degrees of variation to maintain the shortest MHD. The more fluctuation in product demand there are, the more machine movements are taken place. These movements may result in additional costs.

Total costs were calculated based on the results obtained from the previous experiment are shown in Table 2. Total cost in term of DMM was lower than that in term of NMM. The shifting cost may vary from place to place and the re-layout approach consumes time for repositioning machines. This emphasises that the uncertainty in demand should be a concern in machine layout design. It should, however, be noted that the shifting costs considered in this work were excluded, and other costs related to the shutting down of the manufacturing line were also omitted.

Table 2 Mean of total cost based on NMM and DMM in each dataset

Degree of variation	Based on	Dataset							
		10M5N	20M10N	20M20N	20M40N	30M15N	40M20N	40M40N	50M25N
0.5	NMM	853,082.5	6,318,446.7	14,359,249.0	26,943,958.8	13,187,487.2	19,844,628.8	38,620,517.7	32,209,063.3
	DMM	829,471.8	6,214,835.1	14,256,115.9	26,841,216.3	13,067,100.3	19,729,298.7	38,502,833.1	32,101,241.5
1.0	NMM	831,415.7	6,235,163.2	14,087,687.5	26,531,549.7	12,906,151.4	19,489,887.7	38,129,787.2	32,006,163.9
	DMM	803,782.6	6,137,520.0	13,988,270.0	26,432,365.6	12,789,004.0	19,374,381.2	38,016,559.6	31,900,350.9
1.5	NMM	813,992.5	6,124,793.7	13,806,072.7	26,135,085.4	12,646,323.5	19,108,884.9	37,688,877.9	31,972,909.1
	DMM	782,255.8	6,025,680.1	13,706,033.0	26,035,151.9	12,530,165.4	19,000,293.4	37,574,440.8	31,875,007.6
2.0	NMM	797,780.9	6,049,006.6	13,603,777.1	25,843,860.5	12,442,790.8	18,950,428.2	37,366,181.3	31,895,246.1
	DMM	764,688.7	5,953,511.6	13,510,625.6	25,746,095.6	12,328,005.3	18,843,819.0	37,249,689.4	31,800,882.9
2.5	NMM	766,458.3	6,005,662.5	13,447,212.9	25,718,014.3	12,275,006.5	18,712,618.8	37,273,352.6	31,967,897.2
	DMM	733,730.8	5,911,423.5	13,349,399.8	25,624,074.7	12,163,392.8	18,603,205.3	37,164,450.0	31,880,631.6
3.0	NMM	760,258.3	5,941,537.3	13,329,457.7	25,713,238.6	12,117,891.3	18,591,666.6	37,261,182.9	32,100,052.4
	DMM	725,483.8	5,844,933.3	13,235,063.2	25,617,589.8	12,010,805.4	18,489,477.0	37,148,181.7	32,010,510.8

Discussions and conclusions

This paper presented the influence of degrees of demand variation on machine re-layout under a stochastic demand environment by minimising total material handling distance. Demand profiles were in form of the normal distribution. The analysis on each dataset considered five degrees of demand variation with five levels of the standard deviation. The degrees of demand variation had statistically significant effect in material handling distance in all datasets. Machine movements based on number of machine moved and moving distances also increased according to degrees of variation. Mutability in customer demand between periods should be recognised in machine layout design. The future work should be focused on machine layout design in demand uncertainty based on a trade-off between rearrangement cost and material handling cost. Considering demand uncertainty in layout design can be a benefit to the manufacturer providing that the future demands are properly forecast.

Acknowledgement

This work was part of the research project supported by the Naresuan University Research Fund under the grant number R2557C159.

References

- [1] T. Gupta and H. Seifoddini: *Int. J. Prod. Res.* Vol. 28 (1990), p. 1247-1269.
- [2] J. A. Tompkins, J. A. White, Y. A. Bozer, and J. M. A. Tanchoco, *Facilities Planning*, 4th ed. New York: John Wiley & SONS, INC. (2010).

- [3] A. R. McKendall Jr., J. Shang, and S. Kuppusamy: *Comput. Oper. Res.* Vol. 33 (2006), p. 2431-2444.
- [4] J. Balakrishnan: *Omega-Int J Manage S* Vol. 26 (1998), p. 507-521.
- [5] T. Yang and P. A. Brett: *Eur. J. Oper. Res.* Vol. 108 (1998), p. 49-64.
- [6] M. Enea, G. M. Galante, and E. Panascia: *J. Intell. Manuf.* Vol. 16 (2005), p. 303-316.
- [7] T. Ertay, D. Ruan, and U. R. Tuzkaya: *Inf. Sci.* Vol. 176 (2006), p. 237-262.
- [8] R. S. Tavakkoli-Moghaddam, N. Javadian, B. Javadi, and N. Safaei: *Appl. Math. Comput.* Vol. 184 (2007), p. 721-728.
- [9] I. Jithavech and K. K. Krishnan: *Int J Adv Manuf Tech* Vol. 49 (2010), p. 27-40.
- [10] K. K. Krishnan, I. Jithavech, and H. Liao: *Int. J. Prod. Res.* Vol. 47 (2009), p. 5911-5940.
- [11] G. Moslemipour and T. S. Lee: *Vol.* 23 (2012), p. 1849-1860.
- [12] W. Chan and C. J. Malmborg: *Int. J. Prod. Res.* Vol. 48 (2010), p. 2937-2956.
- [13] S. Vitayasak, P. Pongcharoen, and C. Hicks, in: *The 18th International Working Seminar on Production Economics*, edited by R. W. G. a. H. H. Hinterhuber, volume 3 of Pre-prints (2014), p. 469-482.
- [14] J. Balakrishnan, C.-H. Cheng, D. G. Conway, and C. M. Lau: *Int. J. Prod. Econ.* Vol. 86 (2003), p. 107-120.
- [15] A. Baykasoglu, T. Dereli, and I. Sabuncu: *Omega-Int. J. Manage. Sci.* Vol. 34 (2006), p. 385-396.
- [16] P. Corry and E. Kozan: *Comput. Optim. Appl.* Vol. 28 (2004), p. 287-310.
- [17] M. V. Pillai, I. B. Hunagunda, and K. K. Krishnan: *Comput. Ind. Eng.* Vol. 61 (2011), p. 813-823.
- [18] A. R. McKendall Jr. and A. Hakobyan: *Eur. J. Oper. Res.* Vol. 201 (2010), p. 171-182.
- [19] P. Pongcharoen, C. Hicks, P. M. Braiden, and D. J. Stewardson: *Int. J. Prod. Econ.* Vol. 78 (2002), p. 311-322.
- [20] D. Goldberg, *The design of innovation (Genetic Algorithms and evolutionary computation)*, 1st ed. London: Springer (2002).
- [21] M. Gen, R. Cheng, and L. Lin, *Network models and optimization: Multiobjective Genetic Algorithm approach (Decision engineering)*. London: Springer (2008).
- [22] K. Dapa, P. Loreunthup, S. Vitayasak, and P. Pongcharoen: *LNAI* Vol. 8271 (2012), p. 59-68.
- [23] Z. Bingul: *Appl. Soft Comput.* Vol. 7 (2007), p. 791-799.
- [24] S. Vitayasak, "Multiple-row rotatable machine layout using Genetic Algorithm," Naresuan Univeristy, Phitsanulok, Thailand, Research report (in Thai) (2011).
- [25] P. Pongcharoen, D. J. Stewardson, C. Hicks, and P. M. Braiden: *J. Appl. Stat.* Vol. 28 (2001), p. 441-455.
- [26] S. Vitayasak and P. Pongcharoen, in: *Operations Research Network Conference* (2011),
- [27] S. Vitayasak and P. Pongcharoen: *Journal of Applied Operational Research* Vol. 5 (2013), p. 48-55.

1 6839414
15 ก.ย. 2558



Consistency on optimal GA parameter setting on various characteristics of layout design problem

Srisatja Vitayasak^a and Pupong Pongcharoen^{b*}

Centre of Operations Research and Industrial Applications (CORIA),
Faculty of Engineering, Naresuan University, Phitsanulok 65000, Thailand.

^asrisatjav@nu.ac.th and ^bpupongp@nu.ac.th

Keyword: GA parameter, machine layout, demand uncertainty, maintenance, routing flexibility

Abstract: The performance of finding an optimal solution is always a crucial issue for engineering research. Quality of solutions obtained depends on the algorithm and its parameter settings applied to solve a problem. Machine layout design (MLD) involves the arrangement of machines into shop floor area to optimise performance measures. The MLD problem is classified as Non-deterministic Polynomial-time hard (NP-hard) problem, in which, the amount of computation required to solve the NP-hard problem increases exponentially with problem size. Material handling distance is commonly used a key performance index for the efficiency of layouts. Uncertainties including demand variability, machine maintenance and routing flexibility have an impact on material flow. This paper presents the investigation of the consistency of using optimal GA parameter setting on various characteristics of the machine layout design problem under stochastic customer demand environment. Three MLD characteristics were studied: i) no consideration of maintenance and routing flexibility; ii) consideration of maintenance; and iii) consideration of both maintenance and flexible routes. The experimental study was computationally conducted based on two scenarios: re-layout after demand changing; and robust layout (no machine movement even if demand changes). It was aimed to minimise the total cost including material handling cost and shifting cost. The best GA parameters and computational results were statistically compared and reported.

Introduction

Genetic Algorithm (GA) is a biological based stochastic search algorithm for approximating the optimal solution in search space [1]. GA uses probabilistic (non-deterministic) transition rules to guide exploitative and explorative search via a population of candidate solutions. In each iteration (generation) of the search process, GA exploits the best solution via crossover operation and also explores different parts of solution space simultaneously [2] via mutation operation. Both operations help GA move towards a local optimum and tends to move the search to a new neighbourhood [3]. Number of GA applications have increased in the last few decades such as machine layout design [4, 5], scheduling [2], bin packing [6], timetabling [7] and other production and operations management problems [8]. Each step of GA is controlled by parameters such as number of generations, population size, probabilities of crossover and mutation. These parameter settings play an important role on GA performance.

The parameters can be determined by adopting those values from previous research. The appropriate parameter settings used in previous research have been studied for particular problems. However, these setting do not guarantee good performance in other problems. Another approach is the trial and error method, in which the process of finding the best parameter values is very tedious and time consuming depending on researchers' experience [9]. The results obtained from metaheuristics with poor parameter setting are usually premature and therefore practically not recommended. Nevertheless, universal optimal parameter settings for GA does not exist [10] and non-tuned parameter settings usually results in premature convergence [11]. In scheduling problems, problem size with different number of machining and assembly operations, GA parameters had a statistically significant effects on the penalty cost [12]. In MLD problems, the parameter settings of Simulated Annealing algorithm in each dataset had differences [13], and the GA operators effect the solution

quality in all datasets [4]. Problem characteristics can relate to efficient parameter settings. The quality of solutions in both robust layout and re-layout obtained from using the optimised GA parameters is better than using GA parameters adopted from the MLD problem under certain customer demand. [14].

The design task of machine layout involves the allocation of machines in limited shop floor area. The effective facility layout can reduce material handling costs by at least 10-30% [15]. MLD problem is classified as Non-deterministic Polynomial-time hard (NP-hard) problem [16], in which, the amount of computation required to solve the NP-hard problem increases exponentially with problem size. Designing machine layout according to the demand changes over time periods can be regarded as re-layout or robust layout. The re-layout is the process of rearranging machines to minimise handling distances required for manufacturing products, of which the customer demand may be changed over time periods. However, in practice, it is time consuming machines' repositioning and there are imposed shifting costs (rearrangement cost) such as labour cost, and equipment cost, and cost due to the loss in production capacity [17, 18]. To overcome those costs, the layout could be robustly designed with consideration of the stochastic demand over time horizon. Designing a robust layout is aimed to minimise the total material handling distance based on the predicted demands through the multi-period planning horizons. Frequently, MLD assumes that machines are available during the planning horizon.

Machine maintenance leads to the reduction in the number of available machines and disruption of material flow which cause delays, longer flow time, lower productivity and higher production costs. Alternate machines classified as alternate routes can be defined as the use of different machines to perform the same operation [19]. A system with alternate production routes can maintain high production performance when some machines have broken down or are under maintenance [20]. Routing flexibility enhances the system to produce a given set of part types or part families without interruption. Alternate routes can also mean that each product can be processed by different routes depending on demand level [21]. Material flow time and distances are also changed. Transport time of material is another crucial factor that needs to be recognised in flexible manufacturing systems. To reduce transport time, the transportation distance has to be minimised [19].

The objective of this paper is to investigate the consistency of using optimal GA parameter settings on various characteristics of the MLD problem under stochastic customer demand environment. Three MLD characteristics were studied: i) no consideration of maintenance and routing flexibility; ii) consideration of maintenance; and iii) consideration of both maintenance and flexible routes.

The paper is organised as follows. The next section describes the Genetic Algorithm based Layout Design tool under demand uncertainty followed by uncertainties in production environment. The experimental results are then presented. Finally, the conclusions are drawn in the last section.

Genetic Algorithm based Layout Design (GALD) tool under demand uncertainty

The pseudo-code of GA for the proposed MLD is shown in Fig. 1 and can be described as follows: i) encode the problem to produce a list of genes using a numeric string [5]. Each chromosome contains a number of genes, each representing a machine number; ii) input data: the number of machines (M), the dimensions of machines (width: M_W x length: M_L), the number of products (N), the machine sequences (M_S), preventive maintenance (PM) plan and alternate machines; iii) specify parameters: the population size (Pop), the number of generations (Gen), the probability of crossover (P_c), the probability of mutation (P_m), floor length (F_L), floor width (F_W), the gap between machines (G) and the number of periods (P); iv) identify the demand levels for each product in each period (D_{gk}); v) randomly generate a list of machines for breakdown maintenance (BM) and replace the BM machines with alternate machines (in case of maintenance); vi) randomly generate an initial population based on the defined Pop ; vii) apply crossover and mutation operators to generate new offspring considering P_c and P_m respectively; viii) arrange machines row by row based on F_L and F_W ; ix) select the processing route with the shortest distance (in case of flexible routes) and evaluate the fitness function value; x) select the best chromosome having the lowest total cost distance using

the elitist selection mechanism [22]; xi) choose chromosomes for next generation by using the roulette wheel selection; and xii) stop the GA process according to the *Gen*.

```

Input problem dataset (M, Mw, ML, MS, N, PM plan, Alternate machines)
Set parameters (Pop, Gen, Pc, Pm, FL, Fw, G, P)
Create demand level (Dgk) for each product associated with demand distribution
Randomly create a list of machines for breakdown maintenance
Replace the BM machines with alternate machines (in case of maintenance)
Randomly create initial population (Pop)
Set i = 1 (first generation)
While i ≤ Gen do
  For j = 1 to cross (cross = round ((Pc × Pop)/2)), perform crossover operation
  For k = 1 to mute (mute = round(Pm × Pop)), perform mutation operation
  Arrange machines row by row based on FL, Fw and G
  Select the processing route with the shortest distance (in case of flexible routes)
  Calculate material flow distance based on either re-layout or robust layout
  Elitist selection
  Chromosome selection using roulette wheel method
  i = i + 1
End loop while
Output the best solution

```

Figure 1 Pseudo code of GA for MLD

In this study, the following assumptions were made in order to formulate the problem: i) the material handling distance between machines was determined from the machine's centroid, ii) material flows between rows were routed either by moving to the left or the right side of the row and then moving up or down to the destination row. The route of material flow was evaluated for the shortest distance, iii) the movement of material flow was a straight line, iv) machines were arranged in multiple rows respecting to the F_L and the G [5], v) there was enough space in the shop floor area for machine arrangement, vi) the G was similar, vii) all machines have alternate machines, and viii) the processing time and moving time were not taken into consideration.

Uncertainties in production environment

Many uncertainties that arise from external or internal sources can effect production.

Demand uncertainties

Variability in product demand can be either deterministic or stochastic. Deterministic demand is known in advance [23]. Stochastic demand may be considered in terms of various scenarios with different probabilities [24, 25]. The demand profiles for each time period can be forecasted [26] or determined using statistical distribution functions such as uniform distribution [27, 28], normal distribution [29] or exponential distribution [30]. Fuzzy numbers have also been used to consider the stochastic flow between facilities and fuzzy costs have been represented by a triangular membership function [31].

The evaluation function for the efficiency of layout design can be used to minimise total material handling cost as shown in Eq. 1 for robust layout, and to minimise total cost including material handling cost and shifting cost in Eq. 2 for re-layout. The average shifting cost (C_{MD}) based on the distance of moving machines (V) was set at 1,000 currency units per one machine moved [18]. Once the re-layout related total cost of the next period is greater than the material handling cost of the current period, the re-layout approach for next period is dismissed.

$$\text{Total cost of robust layout} = C_{MH} \left(\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{g=1}^N \sum_{k=1}^P d_{ij} f_{ijgk} D_{gk} \right) \quad (1)$$

$$\text{Total cost of re - layout} = C_{MH} \left(\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{g=1}^N \sum_{k=1}^P d_{ij} f_{ijgk} D_{gk} \right) + \sum_{k=2}^P C_{MD} V_{k-1,k} \quad (2)$$

M is the number of machines, i and j are machine indexes (i and $j = 1, 2, 3, \dots, M$). N is the number of product types, g is a product index ($g = 1, 2, 3, \dots, N$) and P is the number of time peri-

ods, k is a time period index ($k = 1, 2, 3, \dots, P$). d_{ij} is the distance from machines i to j ($i \neq j$), f_{ijgk} is the frequency of material flow of product g from machines i to j on period k , D_{gk} is the customer demand of product g on period k , and C_{MH} is the material handling cost per distance unit.

Breakdown maintenance

Machine breakdown is a stochastic event that is a major concern in industry. If operations are interrupted, it may be necessary to revise the schedule to re-optimize the remaining operations taking into account the machine downtime. The easiest solution is often to apply some dispatching rule to sequence operations immediately after the breakdown occurs [32]. A number of parameters have been used to model machine maintenance problems, for example machine failure rate has often been represented by the Poisson distribution [33, 34] or generated randomly [35, 36]. Machine lifetime is commonly modelled using the Weibull distribution [37]. Mean time to failure has been represented by the normal distribution [38] or the exponential distribution [34].

Preventive Maintenance

Machines are subjected to deterioration with usage and age. Most of them are maintained or repaired to keep up the machine performance. Preventive maintenance (PM) refers to all actions performed in an attempt to retain an item in specified condition by providing systematic inspection, detection, and prevention of incipient failures [39], each of which is a deterministic event. PM characteristics can be divided into two cases: First, the maintenance is performed regularly at predetermined equal intervals, called fixed periodic maintenance [40, 41] or time-based maintenance [42]; Second, flexible periodic maintenance [40, 41], called Age-based [39] or condition-based maintenance [42], the intervals for maintenance action are unequal and not fixed, but the maximum continuous working time allowed for each machine is fixed.

Experimental design and analysis on computational results

MLD problems in demand uncertainty were studied and divided into three cases: i) no consideration of routing flexibility; ii) consideration of maintenance; and iii) consideration of both maintenance and flexible routes. Two scenarios were considered: robust design, with no relocation when demand changed; and periodic redesign after demand changes. PM machines, alternate machines and alternate routes were predefined in problem dataset. BM machines was set at 10% of the total number of machines and randomly chosen. The number of time periods was set to five periods.

The computational experiments were conducted using a dataset with twenty-five products to be processed on fifty non-identical rectangular machines. Each type of product has differences in demand distributions and machine sequences. Demand profiles can be obtained from empirical data or by using various probability distributions (exponential, normal distribution, or uniform). The GALD program was developed and coded in modular style using the general purpose Tcl/Tk programming language [43]. An experiment was designed and conducted on a personal computer with Intel Core i5 2.8 GHz and 4 GB DDR3 RAM. The full factorial experimental design was aimed to identify the appropriate setting of GA parameters for solving three cases of MLD with demand uncertainty. The GA parameters include a combination of population size and the number of generations (Pop/Gen), crossover probability (P_c) and mutation probability (P_m). All GA parameters were investigated in three levels. The experimental design and the range of values considered for each parameter are shown in Table 1. Genetic operators adopted in this work were the Two-point Centre Crossover and Two Operation Random Swap [4].

Table 1 Experimental factors and its levels

Parameters	Number of levels	Values
Pop/Gen	3	25/100, 50/50, 100/25
P_c	3	0.1, 0.5, 0.9
P_m	3	0.1, 0.5, 0.9

Each computational experiment was replicated thirty times using different random seed numbers. Considering three problem cases, two MLD approaches (robust and re-layout), all of which had

thirty replications, and three values of three parameters, a total of 4,860 computational runs were carried out. The material handling cost was set at one currency unit per metre, and the average shifting cost based on the distance of moving machines was set at 100 currency units per metre. The results for each case obtained from the computational experiment were analysed using the analysis of variance (ANOVA) as shown in Table 2, in which the P values are given.

From the ANOVA tables, it can be seen that the Pop/Gen, P_c , P_m and interactions between main factors have a significant effect on the total cost with 95% confident interval in both robust layout and re-layout in all problem cases. The optimised Pop/Gen, P_c and P_m for all cases were set at 25/100, 0.9 and 0.9, respectively. This was based on the minimum total cost, from which there were no differences in the parameter settings. Consideration of maintenance and routing flexibility in MLD under stochastic demand has no effect on the GA parameters. The MLD with various characteristics has consistency in optimal parameter settings. However, a universal optimal parameter setting for all characteristics of MLD problem does not exist. Investigation of the parameter settings cannot be overlooked.

The computational results for robust layout and re-layout in terms of the mean, standard deviation, minimum and maximum are shown in Table 3, where the lowest mean of total cost for robust layout and re-layout in each case is indicated in italic. Mean of total cost of re-layout is lower than robust layout especially in case iii. Changes in demand, available machines and processing routes over time period generate longer material handling distance, so that the layout is redesigned. This emphasised that the uncertainty in manufacturing environment should be a concern in machine layout design. However, it should be noted that other costs related to the shutting down of the manufacturing line are omitted.

Table 2 P values from analysis of variance (ANOVA) on GA parameters

Source	Case i		Case ii		Case iii	
	Robust layout	Re-layout	Robust layout	Re-layout	Robust layout	Re-layout
<i>Pop/Gen</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>P_c</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>P_m</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>Pop/Gen*P_c</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>Pop/Gen*P_m</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>P_c*P_m</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>Pop/Gen*P_c*P_m</i>	0.508	0.073	0.505	0.101	0.896	0.73

Table 3 Comparison of total cost produced by two MLD approaches in each case

Value	Case i		Case ii		Case iii	
	Robust layout	Re-layout	Robust layout	Re-layout	Robust layout	Re-layout
Mean	12,516,491.90	<i>12,443,878.00</i>	13,734,366.91	<i>11,238,384.22</i>	13,914,552.45	<i>11,043,921.76</i>
SD	398,882.10	249,032.86	285,446.08	176,840.87	302,213.04	205,734.22
Min.	11,969,568.90	11,752,732.10	13,186,179.42	10,673,075.02	13,307,734.72	10,559,855.93
Max	13,437,367.10	12,917,746.40	14,415,995.37	11,459,330.66	14,518,625.07	11,484,319.21

Conclusions

This paper presented the investigation of the consistency of using optimal GA parameter settings on various characteristics of the machine layout design problem under stochastic customer demand environment. Three cases of MLD problems with uncertain demand included no consideration of routing flexibility, consideration of maintenance, and consideration of both maintenance and flexible routes. The experimental results indicated that performance of the proposed GA depended on the parameters including a combination of population size and the number of generations, probabilities of crossover and mutation in both robust layout and re-layout. All of them had a statistically significant effect on the total cost with a 95% confident interval. The optimum GA parameter setting on three characteristics of layout design problem was consistent. Differences in MLD problem characteristics under demand variability had no effect on the GA performance. Nevertheless, consistency on optimum parameter settings depends on problem characteristics.

statistically significant effect on the total cost with a 95% confident interval. The optimum GA parameter setting on three characteristics of layout design problem was consistent. Differences in MLD problem characteristics under demand variability had no effect on the GA performance. Nevertheless, consistency on optimum parameter settings depends on problem characteristics.

The total cost of re-layout was lower than robust layout. However, the shifting cost may vary from place to place. Investors should make decisions based on a trade-off between rearrangement cost and material handling cost. Future research should focus on investigating the effect of degree in demand variability on machine layout design.

Acknowledgement

This work was part of the research project supported by the Naresuan University Research Fund under the grant number R2557C159.

References

- [1] J. H. Holland, Outline for a logical theory of adaptive systems, *Journal of ACM*, 3 (1962) 297-314.
- [2] P. Pongcharoen, C. Hicks, P. M. Braiden, and D. J. Stewardson, Determining optimum genetic algorithm parameters for scheduling the manufacturing and assembly of complex products, *Int. J. Prod. Econ.*, 78 (2002) 311-322.
- [3] C. Hicks, A Genetic Algorithm tool for optimising cellular or functional layouts in the capital goods industry, *Int. J. Prod. Econ.*, 104 (2006) 598-614.
- [4] S. Vitayasak and P. Pongcharoen, Interaction of crossover and mutation operations for designing non-rotatable machine layout, in *Proceeding of the Operations Research Network Conference*, Bangkok, Thailand, p. 252-260, 2011.
- [5] S. Vitayasak and P. Pongcharoen, Machine selection rules for designing multi-row rotatable machine layout considering rectangular-to-square ratio, *Journal of Applied Operational Research*, 5 (2012) 48-55.
- [6] P. Thapatsuwan and P. Pongcharoen, Development of a stochastic optimisation tool for solving the multiple container packing problems, *Int. J. Prod. Econ.*, 140 (2012) 737-748.
- [7] T. Theppakorn, P. Pongcharoen, and C. Hicks, An Ant Colony Based Timetabling Tool, *Int. J. Prod. Econ.*, Accepted manuscript, ISSN 0925-5273 (2013)
- [8] S. S. Chaudhry and W. Luo, Application of genetic algorithms in production and operations management: a review, *Int. J. Prod. Res.*, 43 (2005) 4083-4101.
- [9] Z. Michalewicz and D. V. Fogel, *How to solve it: Modern heuristics*: Springer, 2010.
- [10] E. P. Chew, C. J. Ong, and K. H. Lim, Variable period adaptive genetic algorithm, *Comput. Ind. Eng.*, 42 (2002) 353-360.
- [11] Z. Bingul, Adaptive genetic algorithms applied to dynamic multiobjective problems, *Appl. Soft Comput.*, 7 (2007) 791-799.
- [12] P. Pongcharoen, C. Hicks, and P. M. Braiden, The development of genetic algorithms for the finite capacity scheduling of complex products, with multiple levels of product structure, *Eur. J. Oper. Res.*, 152 (2004) 215-225.
- [13] R. Sahin and O. Turkbey, A new hybrid tabu-simulated annealing heuristic for the dynamic facility layout problem, *Int. J. Prod. Res.*, 47 (2009) 6855-6873.
- [14] S. Vitayasak and P. Pongcharoen, Identifying Optimum Parameter Setting for Layout Design Via Experimental Design and Analysis, 931-932 (2014) 1626-1630.
- [15] J. A. Tompkins, J. A. White, Y. A. Bozer, and J. M. A. Tanchoco, *Facilities Planning*, fourth ed.: JOHN WILEY & SONS, INC., 2010.
- [16] E. M. Loiola, N. M. M. d. Abreu, P. O. Boaventura-Netto, P. Hahn, and T. Querdo, A survey for the quadratic assignment problem, *Eur. J. Oper. Res.*, 176 (2007) 657-690.
- [17] A. R. McKendall, J. Shang, and S. Kuppusamy, Simulated annealing heuristics for the dynamic facility layout problem, *Comput. Oper. Res.*, 33 (2006) 2431-2444.
- [18] G. Moslemipour and T. S. Lee, Intelligent design of a dynamic machine layout in uncertain environment of flexible manufacturing systems, *J. Intell. Manuf.*, 23 (2012) 1849-1860.
- [19] M. D. Byrne and P. Chutima, Real-time operational control of an FMS with full routing flexibility, *Int. J. Prod. Econ.*, 51 (1997) 109-113.

- [20] A. Y. Chang, On the measurement of routing flexibility: a multiple attribute approach, *Int. J. Prod. Econ.*, 109 (2007) 122-136.
- [21] S. Kulturel-Konak, A. E. Smith, and B. A. Norman, Layout optimization considering production uncertainty and routing flexibility, *Int. J. Prod. Res.*, 42 (2004) 4475-4493.
- [22] M. Gen and R. Cheng, *Genetic Algorithms and Engineering Design*: JOHN WILEY & SONS, INC., 1997.
- [23] M. V. Pillai, I. B. Hunagunda, and K. K. Krishnan, Design of robust layout for Dynamic Plant Layout Problems, *Comput. Ind. Eng.*, 61 (2011) 813-823.
- [24] T. Dunker, G. Radons, and E. Westkamper, Combining evolutionary computation and dynamic programming for solving a dynamic facility layout problem - Discrete optimization, *Eur. J. Oper. Res.*, 165 (2005) 55-69.
- [25] A. R. McKendall Jr. and A. Hakobyan, Heuristics for the dynamic facility layout problem with unequal-area departments, *Eur. J. Oper. Res.*, 201 (2010) 171-182.
- [26] T. Ertay, D. Ruan, and U. R. Tuzkaya, Integrating data envelopment analysis and analytic hierarchy for the facility layout design in manufacturing systems, *Inf. Sci.*, 176 (2006) 237-262.
- [27] I. Jithavech and K. K. Krishnan, A simulation-based approach for risk assessment of facility layout designs under stochastic product demands, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, 49 (2010) 27-40.
- [28] K. K. Krishnan, I. Jithavech, and H. Liao, Mitigation of risk in facility layout design for single and multi-period problems, *Int. J. Prod. Res.*, 47 (2009) 5911-5940.
- [29] R. S. Tavakkoli-Moghaddam, N. Javadian, B. Javadi, and N. Safaei, Design of a facility layout problem in cellular manufacturing systems with stochastic demands, *Appl. Math. Comput.*, 184 (2007) 721-728.
- [30] W. Chan and C. J. Malmberg, A Monte Carlo simulation based heuristic procedure for solving dynamic line layout problems for facilities using conventional material handling devices, *Int. J. Prod. Res.*, 48 (2010) 2937-2956.
- [31] M. Enea, G. M. Galante, and E. Panascia, The facility layout problem approached using a fuzzy model and a genetic search, *J. Intell. Manuf.*, 16 (2005) 303-316.
- [32] J. H. Blackstone, D. T. Phillips, and G. L. Hogg, A state-of-the-art survey of dispatching rules for manufacturing job shop operations, *Int. J. Prod. Res.*, 20 (1982) 27-45.
- [33] H.-D. Lin and Y.-S. P. Chiu, Note on "replenishment run time problem with machine breakdown and failure in rework", *EXPERT SYST APPL*, 39 (2012) 13070-13072.
- [34] K. Schemelewa, X. Delorme, A. Dolgui, and F. Grimaud, Multi-product sequencing and lot-sizing under uncertainties: A memetic algorithm, *ENG APPL ARTIF INTEL*, 25 (2012) 1598-1610.
- [35] J. P. Kenne and L. J. Nkeungoue, Simultaneous control of production, preventive and corrective maintenance rates of a failure-prone manufacturing system, *APPL NUMER MATH*, 58 (2008) 180-194.
- [36] F. I. D. Nodema, J. P. K. Kenne, and A. Gharbi, Simultaneous control of production, repair/replacement and preventive maintenance of deteriorating manufacturing systems, *Int. J. Prod. Econ.*, 134 (2011) 271-282.
- [37] M. C. Fitouhi and M. Noureifath, Integrating noncyclical preventive maintenance scheduling and production planning for a single machine, *Int. J. Prod. Econ.*, 136 (2012) 344-351.
- [38] Y. Guo, A. Lim, B. Rodrigues, and S. Yu, Machine scheduling performance with maintenance and failure, *MATH COMPUT MODEL*, 45 (2007) 1067-1080.
- [39] H. Wang, A survey of maintenance policies of deteriorating systems, *Eur. J. Oper. Res.*, 139 (2002) 469-489.
- [40] M. Sbihi and C. Varnier, Single-machine scheduling with periodic and flexible periodic maintenance to minimize maximum tardiness, *Comput. Ind. Eng.*, 55 (2008) 830-840.
- [41] S. Wang and J. Yu, An effective heuristic for flexible job-shop scheduling problem with maintenance activities, *Comput. Ind. Eng.*, 59 (2010) 436-447.
- [42] E. Safari and S. J. Sadjadi, A hybrid method for flowshops scheduling with condition-based maintenance constraint and machines breakdown, *EXPERT SYST APPL*, 38 (2011) 2020-2029.
- [43] J. K. Ousterhout, *Tcl and Tk toolkit*, second ed.: Addison Wesley, 2010.

Application of Biogeography-Based Optimisation for machine layout design problem

Saisumpan Sooncharoen^a, Srisatja Vitayasak^b, and Pupong Pongcharoen^{c*}

Faculty of Engineering, Nerasuan University, Phitsanulok, 65000, Thailand

^asaisumpans@gmail.com, ^bsrisatjav@nu.ac.th, ^cpupongp@nu.ac.th

Keywords: Biogeography-based Optimisation, machine layout problem, metaheuristics

Abstract. The design task for machine layout is to arrange machines into a limited manufacturing area. Material handling distance is usually considered as a key performance index of internal logistic activities within manufacturing companies. Machine layout design problem is classified into non-deterministic polynomial-time hard (NP-hard) problem. The objectives of this paper were to: describe the application of Biogeography-Based Optimisation (BBO) for designing machine layout with minimum total material handling distance; and investigate the appropriate setting of BBO parameters. The BBO searches for the global optimum mainly conducted through two steps: migration and mutation. Both steps are controlled by immigration and emigration rates of the species in the habitat, which are also used to share information between the habitats. The computational experiments were designed and conducted using five MLD benchmarking datasets adopted from literature. The statistical analysis on the experimental results suggested that all BBO parameters has statistical impact on the quality of the solutions obtained except the smallest-size problem

Introduction

With high competitive market, lean manufacturing company has to respond promptly regarding to the customers' needs. Machine layout design is one of the crucial manufacturing designs for optimising productivity. The design usually involves the arranging machines on the limited shop floor. Material handling distance can be considered as a performance index for internal logistic activity within a chain of supply [1] and mostly measured for determining the efficiency of layout. According to Tompkin et al. (2010), the material handling cost was accounted at 20–50% of the total manufacturing costs and it can be decreased at least 10–30% by an efficient layout design [2].

Machine layout problem can be classified as a combinatorial optimisation and NP-hard problems [3]. The number of all possible solutions based on the number of machines to be sorted so the total of solutions are going to be exponential when the size of the problem expanded, e.g. for designing a layout of ten machines, a number of possible solutions are 3,628,800 (10!). A number of the approximation algorithms, such as Simulated Annealing [4], Genetic Algorithm [5], Rank-based Ant System [6], Tabu Search [4], Shuffled Frog Leaping [7] and Bat Algorithm [8], have been successfully applied to solve the machine layout problems, but they do not guarantee the optimum solution [9]. The Biogeography-based Optimisation [10] has been applied to solve several problems e.g. travelling salesman problem [11], scheduling [12], cognitive radio system [13], and multi-objective problem [14]. From literature reviewing on the ISI web of Science database from 2008-2014, there has been no specific report on the application of BBO for designing machine layout. The objectives of this paper were to apply the Biogeography-based Optimisation (BBO) for solving machine layout problem aiming to minimise the total material handling distance, and to investigate the appropriate setting of BBO parameters.

The remaining sections of this paper are organised as follows. The next is to describe the multi-row machine layout design (MLD) problem followed Biogeography-Based Optimisation for solving MLD problem and its pseudo-code. Then, the experimental results are presents. Discussions and conclusions are drawn in the last.

Machine layout design in multi-row layout configuration

The characteristics of the layout problem can be categorised with different criteria such as size (equal and unequal size), shape (regular and irregular shape), and layout configurations (single row, multi-rows, loop layout, open field layout and multi-floor layout) [15]. In multi-row layout configuration, machines are arranged row by row on shop floor within a limited area. Material transportation between machines relates to handling equipment e.g. automated guided vehicles, material can be moved to left or right side of the row and then move up or down to the destination row [8]. The appropriate flow path was evaluated from the shortest distance. The objective function is to minimise the material handling distance as Eq. 1 [8].

$$Z = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^M f_{ij} d_{ij} \quad ; i \neq j \quad (1)$$

M is a number of machines, i and j is machine sequences (i and $j = 1, 2, 3, \dots, M$), f_{ij} is frequency of material flow between machine i and j , d_{ij} is distance between machine i and j .

In order to formulate the problem, the following assumptions were made: i) the material handling distance between machines was determined from the machine's centroid, ii) machines were arranged in multiple rows, iii) there was enough space in the shop floor area for machine arrangement, iv) the movement of material flow was a straight line, v) the gap between machines was similar, and vi) the processing time and moving time were not taken into consideration.

Biogeography-based Optimisation based layout design

The Biogeography-based Optimisation (BBO) presented by Dan Simon in 2008 is the stochastic search algorithm based on the migration and mutation of species from the habitat to others. The geographical area with high habitat suitability index (HSI) means that it is well suited as residences for biological species. Habitat with a high HSI has a large number of species which can emigrate to nearby habitats. But few species immigrate into this habitat because it is almost saturated with species. Conversely, habitat with a low HSI has a small number of species so an immigration rate is high. From Fig. 1, E and I indicate to the maximum of immigration and emigration rates, respectively. Both of them are mostly set to 1. S_{\max} presents the largest number of species that the habitat can support. S_0 is the equilibrium point, in which the immigration rate and the emigration rate are equal [11]. S_1 represents a few species in habitat (Low HSI), while S_2 represents many species in a habitat (High HIS). The immigration rate for S_1 is higher than S_2 . In the same way, the emigration rate for S_1 is lower than S_2 [10]. Both immigration and emigration rate can be used to probabilistically share information between habitats via migration and mutation process.

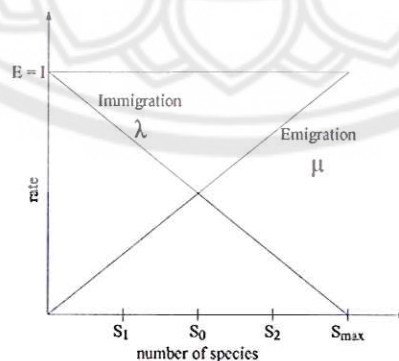


Fig. 1 Habitat migration rate and habitat suitability index (HSI) [10]

The pseudo-code of the proposed BBO for the machine layout design shown in Fig. 2 can be described as follow:

Experimental results

The computational experiments were aimed to investigate the appropriate setting of BBO parameters including a combination of ecosystem size and number of iterations (n/I_{max}), the probability of modification (P_{mod}), and the maximum mutation rate (m_{max}). All BBO parameters were investigated in three levels. The experimental design and the range of values considered for each factors are shown in Table 1.

Table 1 Experimental factor and its levels

Factors	Levels	Values		
		Low (0)	Medium (1)	High (2)
Ecosystem size/number of iterations (n/I_{max})	3	25/100	50/50	100/25
Probability of modification (P_{mod})	3	0.1	0.5	0.9
Maximum mutation rate (m_{max})	3	0.1	0.5	0.9

The computational experiments were conducted using five MLD benchmarking datasets [16] so that they had different sizes according to the number of machines and products. Dataset M10P3 means that there are three products to be processed on ten non-identical rectangular machines. The machine layout designing program was developed and coded using the Visual Basic Language. With three values of three parameters, each of which took five replications, and the total computational runs of 135 were carried out.

The results obtained from the computational experiments were analysed using the analysis of variance (ANOVA) as shown in Table 2, in which the P values are given. With 95% confident interval, it can be seen that the combination of ecosystem size and the number of iterations (n/I_{max}), and maximum mutation rate (m_{max}) has a significant effect on the material handling distance in almost all datasets except M10P3 dataset. The probability of modification (P_{mod}) has a significant effect on the material handling distance in all datasets. The appropriate parameter setting based on the minimum material handling distance on each dataset is shown in Table 3.

Table 2 The P values from ANOVA table for each dataset

Source	M10P3	M15P9	M20P5	M30P10	M30P27
n/I_{max}	0.191	0.000	0.013	0.000	0.001
P_{mod}	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
m_{max}	0.800	0.000	0.000	0.000	0.000
$n/I_{max} * P_{mod}$	0.004	0.045	0.173	0.060	0.103
$n/I_{max} * m_{max}$	0.135	0.000	0.099	0.000	0.000
$P_{mod} * m_{max}$	0.016	0.000	0.000	0.000	0.000
$n/I_{max} * P_{mod} * m_{max}$	0.031	0.000	0.123	0.103	0.004

Table 3 Appropriate setting of BBO parameters on each dataset

Dataset	n/I_{max}	P_{mod}	m_{max}
M10P3	50/50	0.9	0.1
M15P9	25/100	0.5	0.1
M20P5	50/50	0.9	0.1
M30P10	25/100	0.9	0.1
M30P27	25/100	0.9	0.1

Conclusions

This paper presents the application of Biogeography-Based Optimisation (BBO) for designing machine layout in multi-row environment. The algorithm was aimed to minimise the total of material handling distance. The computational experiments were conducted using five

benchmarking datasets. The analysis of computational experiments suggested that the BBO performance was depended on its parameter setting. The appropriate parameters had been found difference on each benchmarking dataset. This suggested that the application of BBO should be considered on its parameter setting in order to optimise the performance of BBO algorithm. Future research may focus on improving the performance of BBO by modification or hybridisation.

Acknowledgement

This work was a part of the research project funded by the Naresuan University Research Fund (NURF) under the grant number R2557C159. The first author would like to thank Faculty of Engineering, Naresuan University for financial support on tuition fees during his study.

References

- [1] E. M. Saboia, L. C. Duclos, C. O. Quandt, and A. Souza, Strategic management indicators for internal logistics: a proposal based on the Balanced Scorecard for an automotive sector company, in XII ICIEOM, Brasil, 2006.
- [2] J. A. Tompkins, Facilities planning, 4th ed ed. New York: John Wiley & Sons, 2010.
- [3] M. A. El-Baz, A genetic algorithm for facility layout problems of different manufacturing environments, *Comput. Ind. Eng.*, 47 (2004) 233-246.
- [4] P. Wangta and P. Pongcharoen, Designing Machine Layout Using Tabu Search and Simulated Annealing, *NU Journal*, 18 (2010) 1-8.
- [5] S. Vitayasak and P. Pongcharoen, Machine selection rules for designing multi-row rotatable machine layout considering rectangular-to-square ratio, *JAOR*, 5 (2013) 48-55.
- [6] N. Leechai, T. Iamtan, and P. Pongcharoen, Comparison on Rank-based Ant System and Shuffled Frog Leaping for design multiple row machine layout, *SWU Engineering Journal*, 4 (2009) 102-115.
- [7] T. Iamtan and P. Pongcharoen, Swap and adjustment techniques in Shuffled Frog Leaping algorithm for solving machine layout, *Thai VCML Journal*, 3 (2010) 25-36.
- [8] K. Dapa, P. Loreunghup, S. Vitayasak, and P. Pongcharoen, Bat Algorithm, Genetic Algorithm and Shuffled Frog Leaping Algorithm for designing non-identical rectangular machine layout, *LNAI*, 8271 (2012) 59-68.
- [9] P. Pongcharoen, C. Hicks, P. M. Braiden, and D. J. Stewardson, Determining optimum Genetic Algorithm parameters for scheduling the manufacturing and assembly of complex products, *Int. J. Prod. Econ.*, 78 (2002) 311-322.
- [10] D. Simon, Biogeography-Based Optimization, *IEEE T. Evolut. Comput.*, 12 (2008) 702-713.
- [11] S. H. A. Rahmati and M. Zandieh, A new biogeography-based optimization (BBO) algorithm for the flexible job shop scheduling problem, *Int. J. Adv. Manuf. Tech.*, 58 (2012) 1115-1129.
- [12] S. S. Kim, J. H. Byeon, H. Yu, and H. Liu, Biogeography-based optimization for optimal job scheduling in cloud computing, *Appl. Math Comput*, 247 (2014) 266-280.
- [13] K. Kaur, M. Rattan, and M. S. Patterh, Biogeography-based optimisation of Cognitive Radio system, *Int. J. Electron*, 101 (2014) 24-36.
- [14] P. Chutima and W. Naruemitwong, A Pareto biogeography-based optimisation for multi-objective two-sided assembly line sequencing problems with a learning effect, *Comput. Ind. Eng.*, 69 (2014) 89-104.
- [15] A. Drira, H. Pierreval, and S. Hajri-Gabouj, Facility layout problems: A survey, *Annu. Rev. Control*, 31 (2007) 255-267.
- [16] A. C. Nearchou, Meta-heuristics from nature for the loop layout design problem, *Int. J. Prod. Econ.*, 101 (2006) 312-328.