

บทที่ 5

การประยุกต์ใช้ค่าการพยากรณ์ในการกำหนดค่าตัวแปรการตัดสินใจ

บทนำ

ปัญหาการมอบหมายงาน (Generalized Assignment Problem: GAP) เป็นปัญหาการตัดสินใจที่ซับซ้อน ซึ่งยากที่จะหาคำตอบที่ดีที่สุด ภายในระยะเวลาอันจำกัด วิธีโลคอลเสิร์ชเป็นวิธีหนึ่งที่มีโครงสร้างที่ง่าย มีความยืดหยุ่นและสามารถหาคำตอบที่ดีภายในระยะเวลาอันรวดเร็ว แต่อัลกอริทึมอาจจะพลาดโอกาสในการค้นหาคำตอบภายในพื้นที่ที่น่าจะมีคำตอบที่มีคุณภาพดีกว่าหรือคำตอบที่ดีที่สุดอยู่ หากอัลกอริทึมสามารถกำหนดค่าตัวแปรการตัดสินใจบางส่วนในระหว่างขั้นตอนการค้นหาคำตอบ จะสามารถช่วยลดพื้นที่ในการค้นหาคำตอบลงอย่างมาก ส่งผลให้การค้นหาคำตอบมีประสิทธิภาพมากขึ้น ในงานวิจัยนี้ได้พัฒนาอัลกอริทึมที่ประยุกต์ใช้การพยากรณ์และกำหนดค่าตัวแปรสำหรับปัญหา GAP และเปรียบเทียบคำตอบที่ได้จากวิธีที่นำเสนอ และจากอัลกอริทึมอื่น ๆ ดังนั้นบทนี้จึงนำเสนอวิธีการหาคำตอบของปัญหา GAP โดยการประยุกต์ใช้การพยากรณ์และกำหนดค่าตัวแปรการตัดสินใจ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับวิธีโลคอลเสิร์ชแบบสร้างเงื่อนไข (Constrained local search: CLS) (Indra-Payooong et al., 2005) ในการค้นหาคำตอบใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุด (Best known) มากยิ่งขึ้น

วิธีการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าตัวแปรตัดสินใจ

ปัญหาการตัดสินใจในภาคอุตสาหกรรมเป็นปัญหาที่มีขนาดใหญ่และซับซ้อน จึงเป็นการยากในการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุด ภายในระยะเวลาจำกัด ดังนั้นหากทราบถึงทิศทางหรือความน่าจะเป็นของค่าตัวแปรการตัดสินใจจำนวนหนึ่งล่วงหน้า และสามารถนำไปใช้ในการกำหนดค่าของตัวแปรเหล่านั้นในระหว่างขั้นตอนของการค้นหาคำตอบ จะทำให้พื้นที่ในการค้นหาคำตอบมีขนาดเล็กลง ซึ่งอาจส่งผลให้สามารถหาคำตอบที่มีคุณภาพดีมากขึ้น วิธีการเรียนรู้และพยากรณ์ค่าตัวแปรการตัดสินใจจึงเป็นวิธีหนึ่งที่จะสามารถทราบถึงความน่าจะเป็นของค่าการตัดสินใจของตัวแปรล่วงหน้า และสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในขั้นตอนของการค้นหาคำตอบ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของคำตอบที่ดีขึ้นด้วย งานวิจัยนี้จึงนำเสนอการประยุกต์ใช้การพยากรณ์ค่าของตัวแปรการตัดสินใจสำหรับวิธี CLS โดยวิธีการเลือกจัดเก็บแบบสนใจหนึ่งตัวแปร (Single variable: SV) เนื่องจากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการเลือกจัดเก็บแบบสนใจหนึ่งตัวแปร (SV) ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปร (C2V) และวิธีการเลือก

จัดเก็บแบบสามตัวแปร (C3V) อีกทั้งความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ได้จากการเรียนรู้ค่าของตัวแปรทั้ง 3 วิธีข้างต้น ไม่มีความแตกต่างกันมากนัก และมีความถูกต้องมากกว่า 60 เปอร์เซ็นต์ (Palasak et al., 2009)

วิธีการเลือกจัดเก็บแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปร (SV) เป็นการเลือกโดยเปรียบเทียบค่าของตัวแปรที่วิธี CLS (Indra-Payoong, 2005; Palasak et al., 2009) ได้ทดลองสลับค่า และค่าความขัดแย้งทั้งหมด (Total violation หรือ ค่าฟิตเนส: Fitness) ก่อนสลับค่ากับค่าของตัวแปรเดียวกัน และค่าฟิตเนสใหม่หลังสลับค่าในรอบการทำงานซ้ำนั้น ๆ หากค่าฟิตเนสเดิมดีกว่าค่าฟิตเนสใหม่ อัลกอริทึมจะเลือกจัดเก็บค่าการตัดสินใจของตัวแปรก่อนทำการทดลองสลับค่าเข้าสู่หน่วยความจำแบบความถี่ (Frequency-based memory) ในทางตรงกันข้าม หากค่าฟิตเนสเดิมแย่กว่าค่าฟิตเนสใหม่ อัลกอริทึมจะเลือกจัดเก็บค่าของตัวแปรหลังทำการทดลองสลับค่า เพราะถือว่าค่าการตัดสินใจของตัวแปรดังกล่าวส่งผลให้อัลกอริทึมได้คำตอบที่ดีขึ้น

เมื่อทำการเลือกจัดเก็บตัวแปรพร้อมทั้งค่าการตัดสินใจไว้ในหน่วยความจำแบบความถี่เรียบร้อยแล้ว จะนำจำนวนที่ได้จากการจัดเก็บมาทำการพยากรณ์ หากตัวแปรที่ได้ทำการเลือกเพื่อจัดเก็บมีสัดส่วนของจำนวนครั้งที่มีค่าการตัดสินใจเป็น 1 ต่อจำนวนครั้งทั้งหมดที่ทำการเลือกจัดเก็บตัวแปรนั้น ๆ มากกว่าหรือเท่ากับ 0.6 อัลกอริทึมจะทำการพยากรณ์ให้ตัวแปรนั้นมีค่าการตัดสินใจเป็น 1 โดยวิธี CLS ในงานวิจัยนี้อาจจะถูกออกแบบให้มีรายละเอียดหรือมีลักษณะเฉพาะปัญหามากขึ้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของวิธี CLS

การประยุกต์ใช้วิธีการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าตัวแปรตัดสินใจในการแก้ปัญหา GAP

ในการประยุกต์ใช้วิธีการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าตัวแปรตัดสินใจในการแก้ปัญหา GAP นั้นนำเสนอการประยุกต์ใช้วิธีการเลือกจัดเก็บแบบสนใจหนึ่งตัวแปร (Single variable: SV) และนำค่าการตัดสินใจที่เรียนรู้ได้มาทำการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร เพื่อกำหนดทิศทางของพื้นที่ในการหาคำตอบในรอบการกระทำซ้ำถัดไปข้างหน้าสำหรับเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดหรือคำตอบที่ใกล้เคียงที่สุด โดยวิธีโลคอลเสิร์ชแบบสร้างเงื่อนไข (CLS)

งานวิจัยนี้ทำการประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ในการกำหนดค่าตัวแปรด้วยกัน 2 แบบ คือ 1) การประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรระหว่างการค้นหาคำตอบ และ 2) การประยุกต์โดยใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรเป็นคำตอบเริ่มต้น เพื่อทำการศึกษาและประเมินประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีทางคอมพิวเตอร์ที่ได้พัฒนาขึ้น โดยทั้ง 2 แบบ จะเริ่มเรียนรู้ค่าตัวแปรเมื่อคำตอบไม่มีการพัฒนาตามจำนวนรอบที่กำหนด (No improving iterations) โดยงานวิจัยนี้ได้กำหนดไว้ให้เริ่มกระบวนการเรียนรู้หลังจาก 100 รอบแรก และอัลกอริทึมหยุดเมื่อคำตอบไม่พัฒนาครบ 5,000 รอบ

การประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรระหว่างการค้นหาคำตอบ (CLS')

สำหรับวิธีการประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรระหว่างการค้นหาคำตอบ จะไม่มีผลกระทบกับขั้นตอนการทำงานเดิมของวิธี CLS แต่เพียงนำค่าพยากรณ์ที่ได้จากการเรียนรู้มาทำการกำหนดค่า (Fix) ของตัวแปรเพื่อป้องกันไม่ให้อัลกอริทึมเลือกตัวแปรที่ถูก Fix ค่ามาทดลองสลับค่า เพื่อลดขนาดของพื้นที่ในการค้นหาคำตอบ และสามารถกำหนดแนวทางของคำตอบให้เป็นไปในทิศทางที่มีโอกาสได้คำตอบที่มีคุณภาพมากยิ่งขึ้น การประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรระหว่างการค้นหาคำตอบ สามารถอธิบายได้ดังนี้

จากขั้นตอนในการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าของตัวแปร จะได้สัดส่วนของจำนวนครั้งที่ตัวแปรมีค่าการตัดสินใจเป็น 1 คือจำนวนครั้งที่หมดตัวแปรที่ทำการเลือกจัดเก็บตัวแปรนั้น ๆ หากตัวแปรใด ถูกเรียนรู้จนครบจำนวนรอบตามที่กำหนด จะนำค่าสัดส่วนที่ได้คูณกับพารามิเตอร์เพื่อเปลี่ยนค่าสัดส่วนให้เป็นจำนวนรอบสำหรับการใช้ในการ Fix ค่าของตัวแปรนั้น ๆ เพื่อในขั้นตอนการเลือกตัวแปร อัลกอริทึมจะไม่เลือกตัวแปรที่ถูก Fix ค่าเอาไว้ทำการสลับค่า

ในงานวิจัยนี้ กำหนดให้ตัวแปรใด ๆ เมื่อถูกเรียนรู้ครบ 20 ครั้ง และมีสัดส่วนค่าการตัดสินใจเป็น 0 มากกว่าหรือเท่ากับ 0.6 ในขั้นตอนการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าตัวแปร จะนำมากำหนดให้ตัวแปรนั้น ๆ มีค่าการตัดสินใจเป็น 1 (หรือ ถูกมอบหมายงานให้ผู้รับผิดชอบที่ i เป็นผู้ที่ทำงานที่ j) ตามจำนวนรอบที่กำหนด หากตัวแปร ถูกเรียนรู้ครบ 20 ครั้ง แต่มีสัดส่วนค่าการตัดสินใจเป็น 1 น้อยกว่า 0.6 อัลกอริทึมจะคัดตัวแปรนั้น ๆ ออกจากรายการการเรียนรู้เพื่อให้อิสระกับตัวแปรนั้น ๆ ใต้ถูกเรียนรู้ในรอบอื่น ๆ ถัดไป โดยขั้นตอนการทำงานดังที่กล่าวมาข้างต้นสามารถยกตัวอย่างการทำงานได้ดังนี้

ตารางที่ 5.1 การเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร

ตัวแปร	จำนวนครั้งที่เรียนรู้	สัดส่วนค่าการตัดสินใจเป็น 1
$x_{(2,6)}$	18	0.6
$x_{(2,9)}$	20	0.5
$x_{(4,3)}$	20	0.7

จากตารางจะเห็นว่าตัวแปร $x_{(2,9)}$ ถูกเรียนรู้ครบ 20 ครั้ง แต่มีสัดส่วนค่าการตัดสินใจเป็น 1 เพียงแค่ 0.5 ดังนั้น จึงถือว่า งานที่ 9 ยังไม่เหมาะสมพอที่จะให้ผู้รับผิดชอบที่ 2 เป็นผู้ดำเนินงาน แต่ $x_{(4,3)}$ ถูกเรียนรู้จนครบ 20 ครั้ง พร้อมทั้งมีสัดส่วนค่าการตัดสินใจเป็น 1 เท่ากับ 0.7

ซึ่งมากกว่า 0.6 อัลกอริทึมจะทดลองกำหนดให้ $x_{(4,3)}$ ให้มีค่าเท่ากับ 1 หรือหมายถึง มอบหมายงานที่ 3 ให้ผู้รับผิดชอบที่ 4 ทำงาน จนครบตามจำนวนรอบที่กำหนด ซึ่งพารามิเตอร์ที่ใช้ในการปรับการกำหนดค่าตัวแปรนั้นในงานวิจัยนี้มีทั้งหมด 3 ค่า นั่นคือ 100, 300 และ 500 เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างในการกำหนดจำนวนรอบของการทดลองกำหนดค่าการตัดสินใจของตัวแปร และเมื่อตัวแปร $x_{(4,3)}$ และ $x_{(2,9)}$ ถูกนำมาพิจารณาแล้วนั้นจะถูกคัดออกจากรายการการเรียนรู้เพื่อให้ตัวแปรนั้น ๆ เป็นอิสระในการถูกเรียนรู้ในรอบอื่น ๆ ถัดไป

ในที่นี้ $x_{(4,3)}$ หากนำสัดส่วนคูณกับ 100 จะได้เท่ากับ 70 ดังนั้นในการ Fix $x_{(4,3)}$ จะถูกกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 1 ทั้งหมด 70 รอบ เมื่อครบจำนวน 70 รอบ อัลกอริทึมจะคล้ายการ Fix ค่า $x_{(4,3)}$ ให้สามารถถูกเลือกทดลองสลับค่าได้ในรอบอื่น ๆ ถัดไป และหากนำสัดส่วนคูณกับ 300 จะได้เท่ากับ 210 ครั้ง ฉะนั้นในการทดลอง Fix ค่า $x_{(4,3)}$ จะถูกกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 1 ทั้งหมด 210 รอบการทำงานเช่นกัน

สังเกตได้ว่า ในงานวิจัยนี้จะ ไม่กำหนดค่าตัวแปรที่ถูกพยากรณ์ให้มีค่าเท่ากับ 0 เนื่องจากปัญหา GAP เป็นปัญหาที่สามารถกำหนดผู้รับงานได้เพียง 1 คนเท่านั้น นั่นหมายถึง เมื่องานนั้น ๆ ถูกกำหนดให้ผู้อื่นผู้ใดทำไปแล้ว บุคคลอื่น ๆ ไม่สามารถที่จะทำงานนั้น ๆ ได้อีก ดังนั้นเราจึง Fix ค่าตัวแปรที่ถูกพยากรณ์ให้มีค่าเป็น 1 เท่านั้น เพื่อให้ตัวแปรอื่น ๆ มีอิสระในการทดลองสลับค่าและป้องกันไม่ให้เกิด ปัญหา Local optima

การประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรเป็นคำตอบเริ่มต้น (CLS')

การประยุกต์โดยใช้ค่าพยากรณ์เป็นค่าการตัดสินใจเริ่มต้น (Initial solution) เป็นการนำค่าการตัดสินใจของตัวแปรทั้งหมดที่ได้ทำการพยากรณ์ไว้จากการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจ ซึ่งถูกพยากรณ์ให้หาค่าการตัดสินใจเท่ากับ 1 มากำหนดเป็นค่าการตัดสินใจเริ่มต้นของการค้นหาคำตอบด้วยวิธี CLS โดยวิธีนี้จะแตกต่างกับวิธีการประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ระหว่างการค้นหาคำตอบเนื่องจากวิธีการประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ระหว่างการค้นหาคำตอบเป็นการเรียนรู้และพยากรณ์ค่าการตัดสินใจพร้อมกับการค้นหาคำตอบ เมื่อได้ทำการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรแล้วจะนำค่าพยากรณ์ที่ได้กำหนดเป็นค่าการตัดสินใจของตัวแปรนั้น ๆ ในรอบถัดไปทันที โดยที่ไม่มีขั้นตอนมาแทรกระหว่างการค้นหาคำตอบ

การประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรเป็นคำตอบเริ่มต้นร่วมกับการใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรระหว่างการค้นหาคำตอบ (CLS')

สำหรับวิธีการประยุกต์โดยใช้ค่าพยากรณ์เป็นค่าการตัดสินใจเริ่มต้นของการค้นหาคำตอบร่วมกับการใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรระหว่างการค้นหาคำตอบในงานวิจัยนี้จะนำค่า

พยากรณ์ค่าของตัวแปรมาเป็นค่าตอบเริ่มต้น จากนั้น CLS จะทำการค้นหาค่าตอบ โดยในระหว่างการค้นหาค่าตอบจะนำวิธีการประยุกต์ใช้ค่าพยากรณ์ระหว่างการค้นหาค่าตอบเข้ามามีส่วนร่วมด้วย

ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง

วิธี CLS¹, CLS² และ CLS³ ที่ได้นำเสนอ เน้นขั้นตอนการทำงานที่ง่าย อัลกอริทึม สามารถนำไปปรับใช้กับวิธีโลคอลเสิร์ชอื่น ๆ ได้ สำหรับการทดลองในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยทำการทดลองกับทั้งปัญหา GAP แบบหาค่าสูงสุด (Maximize optimization problem) และปัญหา GAP แบบหาค่าต่ำสุด (Minimum optimization problem) โดยผลการทดลองจะแสดงถึงค่าตอบที่ดีที่สุดที่อัลกอริทึมสามารถค้นหาได้ พร้อมทั้งแสดงเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ย (Average percentage deviation: σ) ของแต่ละปัญหา จากสมการที่ 5.1

$$\sigma = \sum_{i=1}^N \frac{S^* - S_i}{N \times S^*} \times 100 \quad (5.1)$$

เมื่อ S^* คือ ค่าตอบที่ดีที่สุดของปัญหาการตัดสินใจนั้น ๆ, S_i คือ ค่าตอบที่อัลกอริทึมสามารถค้นหาได้ในรอบการทำงานที่ i และ N คือ จำนวนรอบการทำงานทั้งหมด

ตารางที่ 5.2 และตารางที่ 5.3 แสดงผลการทดลองการปรับค่าพารามิเตอร์จำนวนรอบด้วยวิธี CLS¹ ของปัญหา Max GAP และ Min GAP โดยผลการทดลองจะแสดงเปรียบเทียบกับค่าตอบที่ดีที่สุดกับวิธี CLS จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธี CLS¹ ทำให้สามารถค้นหาค่าตอบที่มีคุณภาพดีขึ้นกว่าการทำงานโดยวิธี CLS จากตารางแสดงให้เห็นว่าพารามิเตอร์ 100 สามารถหาค่าตอบได้ดีในทุก ๆ กรณี รวมถึงใช้เวลาในการค้นพบค่าตอบที่สั้นน้อยกว่าวิธี CLS แบบเดิมและไม่แตกต่างกันมากนักระหว่างพารามิเตอร์อื่น ๆ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงกำหนดให้ใช้พารามิเตอร์ 100 เพื่อทำการทดลองในขั้นถัดไป

ตารางที่ 5.2 CLS results for maximization problems

Problem	m	n	Best known	CLS			CLS ₅₀			CLS ₁₀₀		
				Best	CT	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)
gap1-1	5	15	336	336	0.13	0.15	336	0.12	0.22	336	0.06	0.35
gap1-2	5	15	327	327	0.06	0.06	327	0.00	0.07	327	0.00	0.11
gap1-3	5	15	339	339	0.00	0.26	339	0.03	0.15	339	0.00	0.15
gap1-4	5	15	341	341	0.15	0.18	341	0.12	0.26	341	0.09	0.27
gap1-5	5	15	326	326	0.00	0.24	326	0.00	0.00	326	0.06	0.26
gap2-1	5	20	434	434	0.09	0.20	434	0.16	0.22	434	0.00	0.48
gap2-2	5	20	436	436	0.41	0.33	436	0.34	0.28	436	0.44	0.28
gap2-3	5	20	420	420	0.02	0.25	420	0.07	0.20	420	0.14	0.36
gap2-4	5	20	419	419	0.95	0.26	419	1.05	0.51	415	1.15	0.29
gap2-5	5	20	428	428	0.00	0.05	428	0.00	0.03	428	0.00	0.02
gap3-1	5	25	580	580	0.03	0.25	580	0.05	0.54	580	0.03	0.37
gap3-2	5	25	564	564	0.00	0.26	564	0.00	0.28	564	0.00	0.32
gap3-3	5	25	573	573	0.05	0.35	573	0.08	0.23	573	0.08	0.27
gap3-4	5	25	570	570	0.00	0.21	570	0.02	0.13	570	0.00	0.22
gap3-5	5	25	564	564	0.46	0.39	564	0.35	0.61	564	0.32	0.45
gap4-1	5	30	656	656	0.08	0.70	656	0.15	0.34	656	0.09	0.63
gap4-2	5	30	644	643	0.45	0.72	643	0.48	0.78	643	0.48	0.88
gap4-3	5	30	673	673	0.37	0.66	673	0.33	0.32	673	0.21	0.83
gap4-4	5	30	647	646	0.22	0.39	646	0.22	0.48	646	0.22	0.61
gap4-5	5	30	664	664	0.54	0.69	663	0.53	0.53	663	0.48	0.68

ตารางที่ 5.2 CLS' results for maximization problems (ต่อ)

Problem	m	n	Best known	CLS			CLS _{low}			CLS _{high}			CLS _{opt}		
				Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)
gap5-1	8	24	563	563	0.09	0.76	563	0.12	0.69	563	0.12	0.92	563	0.07	1.17
gap5-2	8	24	558	557	0.34	0.91	557	0.30	0.65	557	0.36	0.65	557	0.43	0.94
gap5-3	8	24	564	564	0.60	0.20	564	0.00	0.14	564	0.00	0.29	564	0.00	0.34
gap5-4	8	24	568	568	0.00	0.21	568	0.00	0.27	568	0.00	0.08	568	0.00	0.17
gap5-5	8	24	559	558	0.30	0.96	558	0.34	0.69	558	0.39	0.96	558	0.36	0.66
gap6-1	8	32	761	761	0.05	1.81	761	0.09	0.97	761	0.05	0.94	761	0.09	1.15
gap6-2	8	32	759	759	0.00	1.00	759	0.05	1.06	759	0.05	1.14	759	0.07	0.71
gap6-3	8	32	758	757	0.34	0.95	757	0.36	1.19	757	0.30	1.28	757	0.34	1.02
gap6-4	8	32	752	752	0.00	0.66	752	0.00	0.93	752	0.00	0.77	752	0.00	1.17
gap6-5	8	32	747	747	0.12	1.18	746	0.20	0.90	746	0.19	0.88	746	0.19	1.15
gap7-1	8	40	942	942	0.18	0.89	941	0.15	1.50	941	0.15	1.67	942	0.15	1.05
gap7-2	8	40	949	949	0.12	0.71	949	0.08	1.03	949	0.13	1.19	949	0.11	2.01
gap7-3	8	40	968	967	0.18	1.32	968	0.33	1.12	967	0.21	1.10	967	0.22	1.03
gap7-4	8	40	945	944	0.56	2.15	939	0.34	1.80	943	0.60	1.74	943	0.72	1.43
gap7-5	8	40	951	951	0.02	1.00	951	0.01	1.40	951	0.02	1.05	951	0.04	1.05
gap8-1	8	48	1133	1129	0.65	2.67	1128	0.67	1.46	1128	0.65	2.05	1133	0.64	2.49
gap8-2	8	48	1134	1130	0.63	2.25	1129	0.63	2.42	1132	0.56	2.01	1131	0.55	2.02
gap8-3	8	48	1141	1137	0.52	1.60	1138	0.48	1.20	1138	0.47	1.55	1136	0.53	2.44
gap8-4	8	48	1117	1114	0.50	2.73	1113	0.53	2.31	1116	0.41	2.33	1114	0.52	2.59
gap8-5	8	48	1127	1122	0.68	1.48	1122	0.68	1.56	1123	0.68	1.73	1122	0.74	2.62

ตารางที่ 5.2 CLS' results for maximization problems (ต่อ)

Problem	m	n	Real known	CLS			CLS _{low}			CLS _{high}			CLS _{low}		
				Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)
gap9-1	10	30	709	709	0.68	1.04	709	0.19	1.03	709	0.13	0.70	709	0.14	0.76
gap9-2	10	30	717	717	0.29	1.25	716	0.29	1.82	715	0.33	1.54	715	0.33	0.78
gap9-3	10	30	712	712	0.60	1.30	712	0.61	1.54	712	0.10	1.06	712	0.10	0.75
gap9-4	10	30	723	723	0.00	0.84	723	0.06	0.32	723	0.10	1.07	723	0.17	0.46
gap9-5	10	30	706	706	0.23	1.61	706	0.38	1.25	706	0.33	1.46	705	0.51	1.57
gap10-1	10	40	958	958	0.05	1.74	958	0.09	1.79	958	0.07	1.23	958	0.05	0.81
gap10-2	10	40	963	962	0.22	2.56	963	0.16	2.46	962	0.20	1.13	963	0.23	1.89
gap10-3	10	40	960	958	0.31	0.87	958	0.35	2.38	958	0.29	1.71	958	0.38	1.67
gap10-4	10	40	947	947	0.21	1.50	947	0.14	1.28	947	0.15	2.16	947	0.17	1.40
gap10-5	10	40	947	946	0.26	1.90	946	0.30	1.31	946	0.31	2.13	947	0.30	1.85
gap11-1	10	50	1139	1139	0.17	2.38	1138	0.15	3.32	1138	0.18	2.35	1138	0.18	1.73
gap11-2	10	50	1178	1178	0.10	3.03	1178	0.13	2.20	1177	0.14	2.66	1178	0.13	1.86
gap11-3	10	50	1195	1195	0.03	1.12	1195	0.08	2.22	1195	0.05	2.72	1195	0.05	2.30
gap11-4	10	50	1171	1170	0.23	2.91	1170	0.23	2.59	1171	0.15	1.86	1170	0.19	2.51
gap11-5	10	50	1171	1169	0.23	3.79	1170	0.23	3.19	1170	0.26	3.56	1170	0.25	2.31
gap12-1	10	60	1451	1450	0.14	2.20	1450	0.12	3.15	1450	0.14	3.37	1450	0.18	2.55
gap12-2	10	60	1449	1447	0.14	2.70	1449	0.16	3.87	1449	0.11	3.94	1449	0.14	3.11
gap12-3	10	60	1433	1432	0.23	2.53	1432	0.15	3.30	1432	0.20	4.75	1431	0.24	3.41
gap12-4	10	60	1447	1447	0.08	4.33	1447	0.12	3.93	1446	0.12	5.80	1446	0.16	3.13
gap12-5	10	60	1446	1445	0.14	2.96	1445	0.14	3.78	1445	0.13	3.94	1445	0.15	3.60

ตารางที่ 5.3 CLS' results for minimization problems

Problem	size	Best known	CLS			CLS _{min}			CLS _{max}			CLS _{avg}		
			Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)
a05100	500	1698	1698	4.00	0.3136	1698	0.00	0.26	1698	0.00	0.23	1698	0.00	0.24
a05200	1000	3235	3235	0.00	0.8796	3235	0.00	0.96	3235	0.00	0.77	3235	0.00	1.03
a10100	1000	1360	1360	0.01	2.0429	1360	0.00	1.52	1360	0.00	2.68	1360	0.00	1.68
a10200	2000	2623	2623	0.02	13.5687	2623	0.01	6.23	2623	0.00	13.30	2623	0.00	13.65
a20100	2000	1158	1158	0.00	1.7409	1158	0.00	1.54	1158	0.00	1.23	1158	0.00	1.87
a20200	4000	2339	2339	0.05	33.6742	2339	0.06	30.80	2339	0.03	37.94	2339	0.02	35.99
b05100	500	1839	1882	3.02	5.0645	1884	3.01	4.18	1867	2.59	3.93	1873	2.78	5.02
b05200	1000	3550	3606	2.08	12.2397	3606	1.95	14.56	3607	1.93	17.29	3605	1.94	11.48
b10100	1000	1407	1407	0.07	6.8602	1407	0.13	4.20	1407	0.00	5.12	1408	0.28	5.98
b10200	2000	2826	2866	3.62	24.6287	2863	1.60	26.35	2863	1.68	21.46	2851	1.59	33.59
b20100	2000	1166	1166	0.10	18.8381	1166	0.16	19.22	1166	0.18	11.44	1167	0.23	13.46
b20200	4000	2339	2342	0.33	51.2371	2341	0.21	68.72	2342	0.23	65.06	2342	0.27	51.01
c05100	500	1930	1959	2.05	3.5019	1952	2.06	3.79	1957	1.96	3.64	1967	2.27	2.73
c05200	1000	3455	3511	2.23	12.5125	3510	2.03	14.82	3503	1.79	13.15	3506	1.80	21.38
c10100	1000	1400	1421	1.71	10.5977	1417	1.85	7.85	1417	1.81	8.62	1424	2.11	6.64
c10200	2000	2804	2826	1.52	27.7812	2832	1.52	27.90	2829	1.60	35.93	2837	1.54	28.01
c20100	2000	1242	1250	1.01	12.8924	1247	1.12	12.96	1247	1.03	15.33	1252	1.11	23.90
c20200	4000	2391	2414	1.24	51.9755	2411	1.21	62.29	2413	1.27	61.67	2413	1.18	61.74
d05100	500	6330	6628	5.04	4.5532	6606	4.87	5.40	6619	4.69	5.35	6613	4.77	6.51
d05200	1000	12741	13354	5.47	21.1749	13318	5.23	21.10	13313	5.27	20.30	13304	5.01	29.20
d10100	1000	6342	6718	6.62	15.5744	6704	6.74	15.32	6715	6.55	11.22	6686	6.57	12.10
d10200	2000	12426	13292	7.63	52.5615	13124	6.90	60.54	13188	7.04	67.07	13134	6.83	68.50
d20100	2000	6177	6577	7.04	29.596	6598	7.76	23.35	6548	7.16	42.67	6568	7.25	27.70
d20200	4000	12230	13058	7.33	152.6519	13066	7.73	158.25	13063	7.46	152.36	13081	7.70	130.37

ตารางที่ 5.4 CLS¹ & CLS³ results for maximization problems

Problem	m	n	Optimal	CLS			CLS ¹			CLS ³		
				Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)
gap1-1	5	15	336	336	0.33	0.35	336	0.18	0.30	336	0.06	0.34
gap1-2	5	15	327	327	0.00	0.06	327	0.03	0.07	327	0.00	0.06
gap1-3	5	15	339	339	0.00	0.26	339	0.00	0.23	339	0.00	0.34
gap1-4	5	15	341	341	0.15	0.18	341	0.03	0.44	341	0.03	0.32
gap1-5	5	15	326	326	0.00	0.24	326	0.06	0.35	326	0.00	0.45
gap2-1	5	20	434	434	0.09	0.49	434	0.00	0.30	434	0.02	0.50
gap2-2	5	20	436	436	0.41	0.33	436	0.41	0.25	436	0.21	0.49
gap2-3	5	20	420	420	0.02	0.25	420	0.14	0.25	420	0.05	0.39
gap2-4	5	20	419	419	0.95	0.36	419	1.34	0.27	419	0.91	0.38
gap2-5	5	20	428	428	0.00	0.05	428	0.00	0.05	428	0.00	0.04
gap3-1	5	25	580	580	0.03	0.25	580	0.12	0.42	580	0.12	0.43
gap3-2	5	25	564	564	0.00	0.26	564	0.05	0.35	564	0.00	0.33
gap3-3	5	25	575	575	0.03	0.35	573	0.02	0.28	573	0.03	0.31
gap3-4	5	25	570	570	0.00	0.21	570	0.12	0.20	570	0.00	0.13
gap3-5	5	25	564	564	0.46	0.39	564	0.37	0.37	564	0.16	0.46
gap4-1	5	30	656	656	0.08	0.70	656	0.14	0.48	656	0.06	0.67
gap4-2	5	30	644	643	0.45	0.72	643	0.64	0.51	644	0.30	0.74
gap4-3	5	30	673	673	0.37	0.66	673	0.21	0.49	673	0.25	0.33
gap4-4	5	30	647	646	0.22	0.39	647	0.17	0.81	646	0.25	0.60
gap4-5	5	30	664	664	0.54	0.69	662	0.54	0.37	663	0.47	0.65
gap5-1	8	24	563	563	0.09	0.76	563	0.12	0.91	563	0.07	0.51
gap5-2	8	24	558	557	0.34	0.91	557	0.32	1.05	557	0.29	0.84
gap5-3	8	24	564	564	0.00	0.20	564	0.04	0.12	564	0.00	0.20
gap5-4	8	24	568	568	0.00	0.21	568	0.02	0.23	568	0.00	0.18
gap5-5	8	24	550	558	0.30	0.96	558	0.38	0.65	558	0.27	0.83
gap6-1	8	32	761	761	0.05	1.81	761	0.11	1.08	761	0.07	0.75
gap6-2	8	32	759	759	0.00	1.00	759	0.07	1.02	759	0.03	1.07
gap6-3	8	32	758	757	0.34	0.95	757	0.26	1.00	757	0.33	1.07
gap6-4	8	32	752	752	0.00	0.66	752	0.04	0.60	752	0.01	1.05
gap6-5	8	32	747	747	0.12	1.18	747	0.12	0.95	747	0.16	1.04
gap7-1	8	40	942	942	0.18	0.89	941	0.15	1.05	941	0.14	1.70
gap7-2	8	40	949	949	0.12	0.71	949	0.09	1.19	949	0.07	1.69
gap7-3	8	40	968	967	0.18	1.32	968	0.11	1.94	967	0.17	1.44
gap7-4	8	40	945	944	0.56	2.15	943	0.60	1.39	944	0.50	0.90
gap7-5	8	40	951	951	0.02	1.00	951	0.04	1.31	951	0.03	0.95
gap8-1	8	48	1133	1129	0.65	2.67	1128	0.57	1.29	1128	0.62	1.44
gap8-2	8	48	1134	1130	0.63	2.25	1130	0.49	0.83	1132	0.63	1.99
gap8-3	8	48	1141	1137	0.52	1.60	1138	0.50	2.12	1138	0.44	1.30
gap8-4	8	48	1117	1114	0.50	2.73	1116	0.40	2.14	1114	0.42	1.96
gap8-5	8	48	1127	1122	0.68	1.48	1123	0.56	1.75	1123	0.57	1.95

ตารางที่ 5.4 CLS² & CLS³ results for maximization problems (ต่อ)

Problem	m	n	Optimal	CLS			CLS ²			CLS ³		
				Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)
gap9-1	10	30	709	709	0.06	1.04	709	0.13	1.71	709	0.04	0.77
gap9-2	10	30	717	717	0.29	1.25	717	0.25	1.55	715	0.23	1.43
gap9-3	10	30	712	712	0.00	1.30	712	0.10	1.21	710	0.03	1.67
gap9-4	10	30	723	723	0.00	0.84	723	0.07	1.34	723	0.04	0.89
gap9-5	10	30	706	706	0.23	1.61	705	0.31	1.59	706	0.28	0.57
gap10-1	10	40	958	958	0.05	1.74	958	0.04	1.69	958	0.02	1.51
gap10-2	10	40	963	962	0.22	2.56	963	0.23	1.77	962	0.15	2.31
gap10-3	10	40	960	958	0.31	0.87	958	0.32	2.23	958	0.29	1.84
gap10-4	10	40	947	947	0.21	1.50	947	0.16	1.87	947	0.14	1.60
gap10-5	10	40	947	946	0.26	1.90	946	0.30	2.08	947	0.27	1.98
gap11-1	10	50	1139	1139	0.17	2.38	1139	0.18	1.96	1139	0.16	1.74
gap11-2	10	50	1178	1178	0.10	3.03	1178	0.17	2.29	1178	0.14	1.49
gap11-3	10	50	1195	1195	0.01	1.12	1195	0.03	2.47	1195	0.01	2.43
gap11-4	10	50	1171	1170	0.23	2.91	1171	0.12	1.84	1171	0.15	2.49
gap11-5	10	50	1171	1169	0.23	1.79	1169	0.26	1.62	1170	0.19	2.16
gap12-1	10	60	1451	1450	0.14	2.20	1450	0.14	1.87	1450	0.14	1.94
gap12-2	10	60	1449	1447	0.14	2.70	1449	0.16	2.86	1449	0.08	4.03
gap12-3	10	60	1433	1432	0.23	2.53	1432	0.19	2.87	1432	0.21	1.81
gap12-4	10	60	1447	1447	0.08	4.33	1447	0.07	2.96	1447	0.06	3.61
gap12-5	10	60	1446	1445	0.14	2.96	1445	0.13	2.52	1445	0.12	4.55

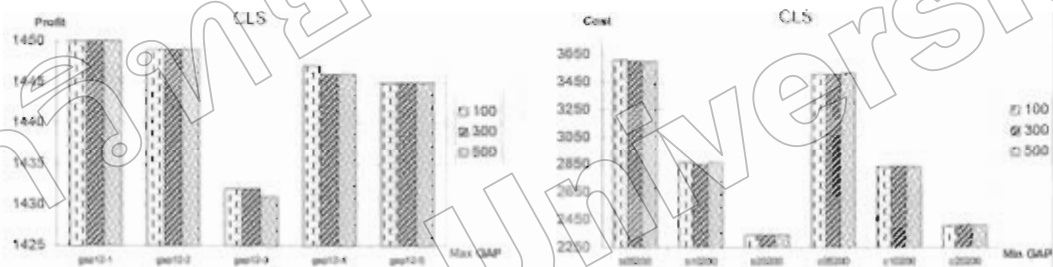
ตารางที่ 5.5 CLS² & CLS³ results for minimization problems

Problem	m	Best known	CLS			CLS ²			CLS ³		
			Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)	Best	σ	Avg. time (s)
a05100	500	1698	1698	0.00	0.31	1698	0.00	0.25	1698	0.00	0.28
a05200	1000	3235	3235	0.00	0.87	3235	0.00	1.20	3235	0.00	1.13
a10100	1000	1360	1360	0.01	2.04	1360	0.00	2.26	1360	0.00	2.91
a10200	2000	2623	2623	0.02	13.56	2623	0.00	8.23	2623	0.00	12.28
a20100	2000	1158	1158	0.00	1.74	1158	0.00	2.10	1158	0.00	1.91
a20200	4000	2339	2339	0.05	35.07	2339	0.05	25.65	2339	0.07	23.08
b05100	500	1839	1882	3.02	5.06	1870	2.69	1.32	1877	2.41	2.10
b05200	1000	3550	3606	2.08	12.23	3592	1.82	16.97	3605	1.86	11.25
b10100	1000	1407	1407	0.07	6.98	1407	0.08	5.98	1407	0.08	5.98
b10200	2000	2826	2866	1.62	24.63	2857	1.43	12.36	2861	1.41	14.25
b20100	2000	1166	1166	0.10	18.83	1166	0.11	7.99	1166	0.15	10.17
b20200	4000	2339	2342	0.33	51.23	2341	0.21	39.06	2340	0.20	23.47
c05100	500	1930	1959	2.05	3.50	1964	1.98	2.19	1958	1.91	2.65
c05200	1000	3455	3511	2.23	12.51	3505	1.85	4.97	3506	1.88	8.21
c10100	1000	1400	1421	1.71	10.59	1417	1.70	8.79	1417	1.84	7.09
c10200	2000	2804	2826	1.52	27.78	2832	1.26	7.56	2829	1.40	27.31
c20100	2000	1242	1250	1.01	12.89	1250	1.02	8.05	1248	0.85	16.57
c20200	4000	2391	2414	1.24	51.97	2411	1.00	70.13	2408	1.09	19.77
d05100	500	6350	6628	5.04	4.55	6597	4.60	2.08	6575	4.44	1.72
d05200	1000	12741	13334	5.47	31.17	13273	5.12	3.96	13312	4.84	8.48
d10100	1000	6342	6718	6.62	15.57	6674	6.18	9.26	6683	6.28	6.87
d10200	2000	12926	13392	7.63	52.56	13229	7.03	18.36	13195	6.95	17.82
d20100	2000	6177	6577	7.04	29.59	6555	6.72	23.54	6575	7.01	24.51
d20200	4000	12330	13058	7.33	152.65	12956	7.13	84.54	13031	7.22	38.70

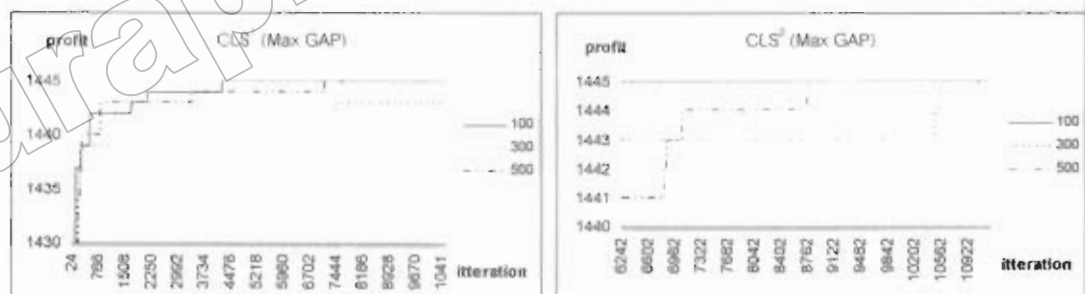
สำหรับตารางที่ 5.4 และตารางที่ 5.5 เป็นตารางแสดงผลการทดลองเปรียบเทียบวิธี CLS² และ CLS³ ของปัญหา Max GAP และ ปัญหา Min GAP โดยผลการทดลองจะแสดงเปรียบเทียบกับคำตอบที่ดีที่สุดกับวิธี CLS จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธี CLS² และ CLS³ สามารถค้นหาคำตอบที่มีคุณภาพดีขึ้นกว่าวิธี CLS อีกทั้งคำตอบที่ได้ยังมีคุณภาพดีขึ้นกว่าวิธี CLS¹ ซึ่งคำตอบที่ได้มีคุณภาพใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุดมากยิ่งขึ้น แสดงให้เห็นว่าวิธี CLS² และ CLS³ สามารถเพิ่มประสิทธิภาพและโอกาสในการค้นหาคำตอบให้กับวิธี CLS ให้สามารถค้นหาคำตอบในพื้นที่ที่มีคุณภาพของคำตอบที่ดีมากยิ่งขึ้น และหากสังเกตจากค่า σ ของปัญหา Min GAP จะเห็นได้ว่าวิธี CLS³ คุณภาพของคำตอบที่ได้มีความเสถียรภาพมากกว่าวิธี CLS และ CLS¹ และ CLS² อย่างไรก็ตามวิธี CLS¹, CLS² และ CLS³ สามารถค้นหาคำตอบที่มีคุณภาพดีได้เช่นเดียวกัน แต่วิธี CLS¹ ใช้

เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยกว่าอีก 2 วิธี ดังนั้นจึงอธิบายได้ว่าวิธี CLS¹ เป็นวิธีที่เหมาะสมกับการนำมาปรับใช้ในการค้นหาคำตอบมากกว่าวิธี CLS² และ CLS³ เนื่องจากปัญหาการตัดสินใจในภาคอุตสาหกรรมต้องการคำตอบที่มีคุณภาพดีในเวลาที่รวดเร็ว

เราได้เปรียบเทียบการกำหนดจำนวนรอบของการ Fix ค่าของตัวแปรจำนวน 3 ค่า นั่นคือ 100, 300 และ 500 จากผลการทดลองกับทุกปัญหา โดยทั่วไปพารามิเตอร์ 100 สามารถหาคำตอบได้ในทุก ๆ กรณี และสังเกตได้จากภาพที่ 5.1 เป็นการเปรียบเทียบคุณภาพของคำตอบโดยใช้พารามิเตอร์ทั้ง 3 ค่า ดังนั้น หากกำหนดจำนวนรอบของการ Fix เพียง 100 เราสามารถหาคำตอบหรืออิสระกับตัวแปรในการทดลองสลับค่าได้รวดเร็วมากขึ้น สำหรับงานวิจัยนี้ไม่กำหนดจำนวนรอบของการ Fix ที่น้อยกว่า 100 เนื่องจาก หากจำนวนรอบของการ Fix น้อยเกินไป จะทำให้โอกาสในการถูก Fix ร่วมกับตัวแปรอื่นมีน้อยมาก ทำให้ไม่มีผลต่อทิศทางของการค้นหาคำตอบ



ภาพที่ 5.1 เปรียบเทียบจำนวนรอบของการ Fix ค่าตัวแปรกับปัญหา GAP



ภาพที่ 5.2 เปรียบเทียบการพัฒนาคำตอบของปัญหา Max GAP

จากภาพที่ 5.1 และ 5.2 ได้ทดลองปรับค่าพารามิเตอร์จำนวนรอบของการ Fix ค่าตัวแปรทั้งปัญหา GAP แบบหาค่าสูงสุด (Max GAP) และ GAP แบบหาค่าต่ำสุด (Min GAP) ได้คำตอบไม่แตกต่างกัน อย่างไรก็ตาม การใช้จำนวนรอบของการ Fix ค่าตัวแปรมาก หากผลการพยากรณ์ค่าตัว

แปรไม่ถูกต้องอาจทำให้อัลกอริทึมพลาดการค้นหาในพื้นที่ที่มีคำตอบที่ดีอยู่ ผลการทดลองเบื้องต้นสำหรับปัญหา GAP แสดงให้เห็นว่าค่าพารามิเตอร์ 100 อัลกอริทึมสามารถหาคำตอบได้อย่างรวดเร็วกว่า การใช้ค่าพารามิเตอร์ตัวอื่น ๆ

มหาวิทยาลัยบูรพา
Burapha University

จากตารางที่ 5.6 แสดงให้เห็นว่าเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยของวิธี CLS' และ CLS² และ CLS' ดีกว่าวิธี CLS โดยที่แต่ละวิธีมีเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยของทุกปัญหาดังนี้

$$\text{วิธี CLS} = 3.12$$

$$\text{วิธี CLS}' = 2.97$$

$$\text{วิธี CLS}^2 = 2.89$$

$$\text{วิธี CLS}' = 2.89$$

ดังนั้นสามารถอธิบายได้ว่าวิธี CLS', CLS² และ CLS' ที่ได้พัฒนาขึ้นในงานวิจัยนี้ สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบให้มีคุณภาพคำตอบที่ดีมากยิ่งขึ้นกว่าวิธี CLS

นอกจากนี้ จากการประยุกต์ใช้ค่าของกรณีของตัวแปรร่วมกับวิธี CLS ทั้ง 3 วิธี ข้างต้น เราได้ทดลองกับปัญหา Max GAP และ Min GAP โดยผลการทดลองจะแสดงเปรียบเทียบค่าคำตอบที่ดีที่สุด (Best known) จากวิธีอื่น ๆ ได้แก่ วิธีโลคอลเสิร์ชแบบสร้างเงื่อนไขสำหรับปัญหา GAP (แทนด้วย CLS) โดย อินดรา อินทร์พุง (Indra-Payong, 2005), วิธีการเชิงพันธุกรรม (แทนด้วย CB) โดย Chu และ Beasley (Chu et al., 1997), วิธีทาบู (แทนด้วย NI) โดย Nonobe และ Ibaraki (Nonobe et al., 1998), วิธี Ant ร่วมกับวิธีโลคอลเสิร์ชและวิธีทาบู (แทนด้วย RLS) โดย Lourenço และ Serra (Lourenço et al., 2002), และวิธีทาบูสำหรับปัญหา GAP (แทนด้วย DF) โดย Dí azand และ Fernández (Dí azand et al., 2001)

ในงานวิจัยนี้จะเปรียบเทียบคำตอบของปัญหา Min GAP Type B จนถึง Type D และหากไม่มีข้อมูลคำตอบของอัลกอริทึมใด ๆ จะแทนด้วยสัญลักษณ์ N.A. ในที่นี้ไม่ได้กล่าวถึงปัญหา Type A และปัญหา Max GAP เนื่องจากอัลกอริทึมที่ได้พัฒนาขึ้น และวิธีอื่น ๆ สามารถค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดได้เหมือนกัน

ตารางที่ 5.7 เปรียบเทียบค่าตอบของปัญหา Min GAP

Type	m	n	LB	NI	RLS	CB	DF	CLS	CLS ¹	CLS ²	CLS ³
B	5	100	1839	N.A.	N.A.	1843	1843	1882	1867	1870	1877
B	5	200	3550	N.A.	N.A.	3553	3552	3606	3605	3592	3605
B	10	100	1407	N.A.	N.A.	1407	1407	1407	1407	1407	1407
B	10	200	2826	N.A.	N.A.	2831	2828	2866	2851	2857	2861
B	20	100	1166	N.A.	N.A.	1166	1166	1166	1166	1166	1166
B	20	200	2339	N.A.	N.A.	2340	2340	2342	2341	2341	2340
C	5	100	1930	1931	1942	1931	1931	1959	1957	1964	1958
C	5	200	3455	3465	3467	3458	3457	3455	3403	3505	3506
C	10	100	1400	1403	1407	1403	1402	1421	1417	1417	1417
C	10	200	2804	2817	2818	2814	2807	2826	2829	2832	2829
C	20	100	1242	1245	1247	1243	1243	1250	1247	1250	1246
C	20	200	2391	2407	2405	2397	2391	2414	2411	2411	2408
D	5	100	6350	6415	6476	6373	6357	6628	6606	6597	6575
D	5	200	12741	12873	12923	12796	12747	13334	13304	13273	13313
D	10	100	6342	6487	6469	6379	6355	6718	6686	6674	6683
D	10	200	12426	12889	12746	12601	12457	13292	13124	13229	13195
D	20	100	6177	6368	6358	6269	6220	6577	6548	6555	6575
D	20	200	12230	12793	12617	12452	12351	13058	13063	12956	13031

ตารางที่ 5.8 เปรียบเทียบ Deviation (%) ค่าตอบของปัญหา Min GAP Type B-D

Type	m	n	Best known	CB (1997)	DF (2001)	CLS	CLS ¹	CLS ²	CLS ³
B	5	100	1839	0.22	0.22	2.34	1.52	1.69	2.07
B	5	200	3550	0.08	0.06	1.58	1.55	1.18	1.55
B	10	100	1407	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
B	10	200	2826	0.18	0.07	1.42	0.88	1.10	1.24
B	20	100	1166	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
B	20	200	2339	0.04	0.04	0.13	0.09	0.09	0.04
C	5	100	1930	0.05	0.05	1.50	1.40	1.76	1.45
C	5	200	3455	0.09	0.06	0.00	1.39	1.45	1.48
C	10	100	1400	0.21	0.14	1.50	1.21	1.21	1.21
C	10	200	2804	0.36	0.11	0.78	0.89	1.00	0.89
C	20	100	1242	0.16	0.08	0.64	0.40	0.64	0.48
C	20	200	2391	0.25	0.00	0.96	0.84	0.84	0.71
D	5	100	6350	0.36	0.11	4.38	4.03	3.89	3.54
D	5	200	12741	0.43	0.05	4.65	4.42	4.18	4.48
D	10	100	6342	0.58	0.20	5.93	5.42	5.23	5.38
D	10	200	12426	1.41	0.25	6.97	5.62	6.46	6.19
D	20	100	6177	1.49	0.70	6.48	6.01	6.12	6.44
D	20	200	12230	1.82	0.99	6.77	6.81	5.94	6.55

จากตารางที่ 5.8 แสดงการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยของวิธีที่พัฒนาขึ้นกับวิธีโคคอลสตรีชแบบสร้างเงื่อนไขสำหรับปัญหา GAP (แทนด้วย CLS) โดย ฌกร อินทร์พยุง (Indra-Payoong, 2005), วิธีการเชิงพันธุกรรม โดย Chu และ Beasley (Chu et al., 1997) และวิธีหาปสำหรับปัญหา GAP โดย Di azand และ Fernández (Di azand et al., 2001) ซึ่งเทียบกับ Best known ของแต่ละปัญหา โดยที่แต่ละวิธีมีเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยของทุกปัญหาดังแต่ type B-D ดังนี้

วิธีการเชิงพันธุกรรม โดย Chu และ Beasley (CB) - 0.43

วิธีหาปสำหรับปัญหา GAP โดย Di azand (D) และ Fernández (DF) - 0.17

วิธี CLS = 2.56

วิธี CLS¹ = 2.36

วิธี CLS² = 2.38

วิธี CLS³ = 2.43

แม้ว่าวิธี CLS¹, CLS² และ CLS³ ที่ได้พัฒนาขึ้นจะมีค่ามากกว่าวิธี CB และ DF แต่สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบให้มีคุณภาพคำตอบที่ดีมากยิ่งขึ้นกว่าวิธี CLS อีกทั้งวิธีที่พัฒนาขึ้นทั้ง 3 วิธีมีเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยทุกปัญหาแล้วไม่เกิน 3 ฉะนั้นแสดงให้เห็นว่าวิธีที่พัฒนาขึ้นสามารถค้นหาคำตอบที่มีคุณภาพดีได้ถูกต้องถึง 97% เมื่อเปรียบกับ Best known ของปัญหาดังแต่ type B-D

ตารางที่ 5.9 เปรียบเทียบ Deviation (%) คำตอบของปัญหา Min GAP Type C-D

Type	m	n	Best known	NI	RLS	CB	DF	CLS	CLS ¹	CLS ²	CLS ³
C	5	100	1930	0.05	0.62	0.05	0.05	1.50	1.40	1.76	1.45
C	5	200	3455	0.29	0.35	0.09	0.06	0.00	1.39	1.45	1.48
C	10	100	1400	0.21	0.50	0.21	0.14	1.50	1.21	1.21	1.21
C	10	200	2804	0.46	0.50	0.36	0.11	0.78	0.89	1.00	0.89
C	20	100	1242	0.24	0.40	0.16	0.08	0.64	0.40	0.64	0.48
C	20	200	2391	0.67	0.59	0.25	0.00	0.96	0.84	0.84	0.71
D	5	100	6350	1.02	1.98	0.36	0.11	4.38	4.03	3.89	3.54
D	5	200	12741	1.82	1.43	0.43	0.05	4.65	4.42	4.18	4.48
D	10	100	6342	2.29	2.00	0.58	0.20	5.93	5.42	5.23	5.38
D	10	200	12426	3.73	2.58	1.41	0.25	6.97	5.62	5.46	6.19
D	20	100	6177	3.09	2.93	1.49	0.70	6.48	6.01	6.12	6.44
D	20	200	12230	0.05	0.62	1.82	0.99	6.77	6.81	5.94	8.55

จากตารางที่ 5.9 แสดงการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยของวิธีที่พัฒนาขึ้นกับวิธีโลคอลเสิร์ชแบบสร้างเงื่อนไขสำหรับปัญหา GAP โดย ฌกร อินทร์พุง (Indra-Payong, 2005), วิธีการเชิงพันธุกรรม โดย Chu และ Beasley (Chu et al., 1997), วิธีทานู โดย Nonobe และ Ibaraki (Nonobe et al., 1998), วิธี Ant ร่วมกับวิธีโลคอลเสิร์ชและวิธีทานู โดย Lourenço และ Serra (Lourenço et al., 2002), และวิธีทานูสำหรับปัญหา GAP โดย Di azand และ Fernández (Di azand et al., 2001) ซึ่งเทียบกับ Best known ของแต่ละปัญหา โดยที่แต่ละวิธีมีเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยของทุกปัญหาดังแต่ type C-D ดังนี้

วิธีทานู โดย Nonobe และ Ibaraki (NI) = 1.54

วิธี Ant ร่วมกับวิธีโลคอลเสิร์ชและวิธีทานู โดย Lourenço และ Serra (RLS) = 1.42

วิธีการเชิงพันธุกรรม โดย Chu และ Beasley (CB) = 0.60

วิธีทานูสำหรับปัญหา GAP โดย Di azand และ Fernández (DF) = 0.23

วิธี CLS = 3.38

วิธี CLS¹ = 3.20

วิธี CLS² = 3.23

วิธี CLS³ = 3.23

แม้ว่าวิธี CLS¹, CLS² และ CLS³ ที่ได้พัฒนาขึ้นจะมีค่ามากกว่าวิธี NI, RLS, CB และ DF แต่ สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบให้มีคุณภาพคำตอบที่ดีมากยิ่งขึ้นกว่าวิธี CLS อีก ทั้งวิธีที่พัฒนาขึ้นทั้ง 3 วิธีมีเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยทุกปัญหาแล้วไม่เกิน 3.5 ฉะนั้นแสดงให้เห็นว่าวิธีที่พัฒนาขึ้นสามารถค้นหาคำตอบที่มีคุณภาพดีได้ถูกต้องถึง 96.5% เมื่อเปรียบกับ Best known ของ ปัญหาตั้งแต่ type C-D

เมื่อเปรียบเทียบคำตอบจากอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นกับวิธีอื่น ๆ ซึ่งผลจากทุก ๆ ตาราง แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นสามารถหาคำตอบได้ดี และใกล้เคียงกับวิธีอื่น ๆ และตารางที่ 5.7 วิธีที่เราแนะนำเสนอทั้ง CLS¹, CLS² และ CLS³ สามารถค้นหาคำตอบได้ดี และใกล้เคียงคำตอบที่ดีที่สุดในหลาย ๆ ปัญหาโดยมีความถูกต้องไม่ต่ำกว่า 90% เมื่อเทียบกับ Best known ของทุก ๆ ปัญหา นอกจากนี้ ทั้ง CLS¹, CLS² และ CLS³ ใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยกว่า หรือเพิ่มขึ้นเพียงเล็กน้อยจากวิธี CLS แต่สามารถค้นหาคำตอบที่มีคุณภาพดีกว่า และมีความเสถียรภาพในการค้นหาคำตอบที่มีคุณภาพมากยิ่งขึ้น แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของวิธี CLS สามารถเพิ่มประสิทธิภาพทางด้าน intensification ของวิธี CLS ได้อย่างดี

สรุป

ในงานวิจัยนี้ ได้นำคำพยากรณ์ตัวแปรการตัดสินใจมาประยุกต์ใช้ในการค้นหาคำตอบร่วมกับวิธี CLS เพื่อหาคำตอบของปัญหา GAP โดยเน้นการออกแบบและพัฒนาอัลกอริทึมที่ง่ายและยืดหยุ่น ไม่ส่งผลกระทบต่อโครงสร้างหรือในระหว่างขั้นตอนการทำงาน หรือเพิ่มจำนวนรอบการกระทำซ้ำของวิธี CLS เดิม วิธีที่นำเสนอเพียงแต่ใช้หน่วยความจำของคอมพิวเตอร์ในระหว่างการค้นหาคำตอบเพิ่มมากขึ้นเท่านั้น ซึ่งคำตอบที่ได้ในบางปัญหาเป็นคำตอบที่ดีที่สุด และในบางปัญหาใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุด หรือ Best known

ผลของงานวิจัยสามารถใช้เป็นแนวคิดในการออกแบบอัลกอริทึมอื่น ๆ ให้มีความสามารถในการเรียนรู้ได้ด้วยตัวเองโดยอัตโนมัติ เพื่อเพิ่มคุณภาพของคำตอบของปัญหาการตัดสินใจในภาคธุรกิจและอุตสาหกรรมที่มีขนาดใหญ่และซับซ้อนได้