

บทที่ 4

การพยากรณ์ค่าของตัวแปรในการตัดสินใจ สำหรับวิธีโลคอลเสิร์ชแบบสร้างเงื่อนไข

บทนำ

ปัญหาการตัดสินใจที่มีขนาดใหญ่และซับซ้อน ทำให้ทางเลือกในการหาคำตอบมีจำนวนมากขึ้นตามขนาดของปัญหา จึงเป็นการยากต่อการหาคำตอบที่ดีที่สุด อีกทั้งยังใช้เวลานานในการหาคำตอบที่ดีทำให้ไม่สามารถหาคำตอบที่ดีได้ภายในเวลาอันจำกัด สำหรับวิธีโลคอลเสิร์ช (Local search) นั้นแม้ว่าจะสามารถหาคำตอบที่เป็นไปได้ (Feasible solution) ได้ แต่อัลกอริทึมจะพลาดโอกาสในการค้นหาคำตอบภายในพื้นที่ที่น่าจะมีคำตอบที่มีคุณภาพดีกว่าหรือคำตอบที่ดีที่สุด และเมื่ออัลกอริทึมทำการค้นหาคำตอบจนครบรอบการกระทำซ้ำที่กำหนด คำตอบที่ได้นั้นอาจจะไม่คุณภาพเท่ากับคำตอบที่ดีที่สุดมาก ดังนั้นจึงทำการออกแบบพัฒนาวิธีโลคอลเสิร์ชเพื่อเพิ่มโอกาสในการค้นหาคำตอบภายในพื้นที่ที่น่าจะมีคำตอบที่มีคุณภาพดีกว่าหรือ คำตอบที่ดีที่สุดได้มากยิ่งขึ้น งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรเพื่อให้ทราบถึงค่าการตัดสินใจของตัวแปรจำนวนหนึ่ง และสามารถนำไปใช้สำหรับการกำหนดค่าการตัดสินใจของตัวแปรดังกล่าวในขั้นตอนของการค้นหาคำตอบของปัญหา ซึ่งจะกล่าวถึงในบทถัดไป สำหรับขั้นตอนของการหาคำตอบหากสามารถพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรในบางส่วนล่วงหน้า จะช่วยให้ทางเลือกของคำตอบนั้นมีจำนวนลดลง จะส่งผลให้ลดจำนวนรอบของการหาคำตอบ ทำให้สามารถหาคำตอบที่ดีได้ในเวลาที่รวดเร็วขึ้น อย่างไรก็ตามปัญหาการตัดสินใจหากเป็นปัญหาที่มีชุดคำตอบ (Optimal solution) ที่ดีที่สุดมากกว่าหนึ่งชุดคำตอบในปัญหาเดียวกัน นั้นหมายถึงค่าการตัดสินใจของตัวแปรนั้น ๆ ในหลายชุดคำตอบอาจจะมีค่าการตัดสินใจที่ไม่เหมือนกัน ซึ่งวิธีการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจไม่สามารถแยกได้ว่าค่าการตัดสินใจของตัวแปรนั้น ๆ ควรเป็นคำตอบที่ดีของชุดคำตอบใด ทำให้การพยากรณ์ค่าการตัดสินใจที่ทำการเรียนรู้ได้ของตัวแปรนั้น ๆ เกิดการผิดพลาด เพราะมีทิศทางของคำตอบได้หลายทิศทาง ดังนั้นการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจจึงเหมาะสมกับปัญหาการตัดสินใจที่มีชุดคำตอบที่ดีที่สุดเพียงชุดคำตอบเดียวเท่านั้น ไม่เหมาะสมกับปัญหาการตัดสินใจที่มีหลายชุดคำตอบในปัญหาเดียว ซึ่งวิธีการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรในงานวิจัยนี้ จะเน้นความง่ายและยืดหยุ่น ทั้งในขั้นตอนของการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร เพื่อสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการหาคำตอบของปัญหาการตัดสินใจอื่น ๆ ได้

กรณีศึกษาปัญหาการมอบหมายงาน (A Case Study of GAP)

ปัญหา GAP เป็นปัญหาที่มีลักษณะคล้ายกับปัญหาในภาคธุรกิจและอุตสาหกรรมโดยทั่วไป ซึ่งเป็นปัญหาการตัดสินใจที่ซับซ้อน โดยวัตถุประสงค์ของปัญหาเพื่อต้องการลดต้นทุนหรือเพิ่มกำไรในการดำเนินงาน (Sahni et al., 1976) วิธีฮิวริสติกส์ที่ใช้ในการหาคำตอบของปัญหา GAP มีอยู่มากมาย อาทิเช่น วิธี Greedy ร่วมกับ วิธี Local search โดย Martello และ Toth (Martello et al., 1981; Martello et al., 1990), การค้นหาคำตอบด้วยวิธีทาบ (Tabu search) ร่วมกับวิธีจำลองการตกผลึก (Simulate annealing) โดย Osman (Osman, 1995), วิธีการค้นหาตัวแปรเชิงลึกโดย Racer และ Amini (Amini et al., 1995; Racer et al., 1994) เป็นต้น ซึ่งงานหนึ่ง ๆ นั้นหากถูกมอบหมายให้ผู้รับผิดชอบใดไปแล้วนั้นจะไม่สามารถมอบหมายให้ผู้อื่นกระทำได้อีก อีกทั้งผู้รับผิดชอบแต่ละคนมีขีดความสามารถในการดำเนินงานที่แตกต่างกันด้วย

งานวิจัยนี้ทำการศึกษาการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าของตัวแปรการตัดสินใจโดยเลือกใช้วิธีโลคอลเสิร์ชแบบสร้างเงื่อนไข (Constrained local search: CLS) (Indra-Payong et al., 2005) เพื่อใช้ในการแก้ปัญหา GAP ซึ่งวิธีโลคอลเสิร์ชแบบสร้างเงื่อนไขเป็นวิธีฮิวริสติกส์วิธีหนึ่งที่มีความยืดหยุ่นในการกำหนดเงื่อนไขและฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของปัญหาได้ง่าย สามารถทำการเพิ่มหรือลดเงื่อนไขของปัญหาโดยไม่ส่งผลกระทบต่อรูปแบบและขั้นตอนในการแก้ปัญหา โดยจะทำการแปลงรูปแบบของปัญหา GAP ให้อยู่ในรูปเงื่อนไข (Constrained formulation) โดยกำหนดเงื่อนไขที่ไม่ยอมให้มีการขัดแย้งเกิดขึ้นเป็นเงื่อนไขหลัก (Hard constraint) และวัตถุประสงค์ของปัญหาเป็นเงื่อนไขรอง (Soft constraint) อัลกอริทึมจะพบคำตอบที่ดีที่สุดก็คือเมื่อ 1) เงื่อนไขหลักทุกตัวมีค่า Hard violation, $h=0$ และ 2) เมื่อ Soft violation, s ของเงื่อนไขรองมีค่าน้อยที่สุด สำหรับปัญหาที่ต้องการหาคำตอบของค่าใช้จ่าที่น้อยที่สุด (Minimization problem) หรือมีค่ามากที่สุดสำหรับปัญหาที่ต้องการหาคำตอบของค่าใช้จ่าที่มากที่สุด (Maximization problem) เราสามารถคำนวณหาค่าความขัดแย้งของเงื่อนไข (Constraint violation, V) ได้จากสมการ

$$Ax \leq b \Rightarrow V = \max(0, Ax - b) \quad (4.1)$$

เมื่อ	V	คือ ค่าความขัดแย้ง (Violation)
	A	คือ ค่าสัมประสิทธิ์
	x	คือ ตัวแปรการตัดสินใจ
	b	คือ ค่าขีดจำกัด (Bound)

เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาการมอบหมายงาน (Generalized assignment problem: GAP) ซึ่งปัญหาการมอบหมายงานเป็นปัญหาการตัดสินใจที่ซับซ้อน การสร้างแบบจำลองการตัดสินใจของปัญหามีหลายวิธีที่แตกต่างกันไป ซึ่งอาจจะเขียนอยู่ในรูปแบบของขั้นตอน (Procedure) หรือโครงสร้างที่เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematic model) เพื่อเอื้อประโยชน์ในการที่จะนำวิธีทางคณิตศาสตร์มาใช้ในการหาคำตอบ ในงานวิจัยนี้จำลองปัญหาการมอบหมายงานให้อยู่ในรูปแบบของเซต (Set partitioning) (Balas et al., 1976) โดยกำหนดให้แถวแทนด้วยผู้รับงาน (Agents) และคอลัมน์แทนด้วยงาน (Jobs) ซึ่งเงื่อนไขแบบเซตประกันว่างานหนึ่ง ๆ จะถูกกระทำโดยผู้รับงานผู้ใดผู้หนึ่งเท่านั้น ซึ่งสามารถเขียนปัญหาให้อยู่ในรูปของฟังก์ชันวัตถุประสงค์และสมการเงื่อนไขดังนี้

$$\text{Min} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} c_{ij} x_{ij} \quad (4.2)$$

$$\text{เมื่อ} \quad \sum_{j \in J} w_{ij} x_{ij} \leq b_i \quad : \forall i \in I \quad (4.3)$$

$$\sum_{i \in I} x_{ij} = 1 \quad : \forall j \in J \quad (4.4)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad : \forall i \in I, j \in J \quad (4.5)$$

โดยที่ i เป็นดัชนีของผู้รับงาน เงื่อนไขแบบเซตประกันว่า งานหนึ่ง ๆ จะถูกกระทำโดยผู้รับงานผู้ใดผู้หนึ่งเท่านั้น

j เป็นดัชนีของงาน (Job) ที่จะต้องมอบหมายให้ผู้รับงาน (Agent) รับผิดชอบ คือ เซตของผู้รับงาน

J คือ เซตของงาน

x_{ij} คือ ตัวแปรตัดสินใจแบบไบนารี เมื่อ $x_{ij} = 1$ เมื่องานที่ i ถูกกำหนดให้ถูกกระทำโดยผู้รับงานที่ j และ $x_{ij} = 0$ หมายถึงกรณีอื่น ๆ

c_{ij} คือ ต้นทุนที่งาน j ถูกมอบหมายให้ผู้รับผิดชอบที่ i ทำ หรือในทางกลับกัน ถ้าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หาค่าสูงสุดจะใช้ p_{ij} แทน ซึ่งหมายถึงกำไรที่งาน j ถูกมอบหมายให้ผู้รับผิดชอบที่ i ทำ

b_i คือ ขีดจำกัดของความสามารถสูงสุดในการดำเนินงานของผู้รับผิดชอบที่ i และ w_{ij} คือ ปริมาณงานของงานที่ j ที่ต้องการมอบหมายให้ผู้รับผิดชอบที่ i ทำ

ลักษณะการทำงานของวิธี CLS

วิธี CLS เริ่มแรกถูกพัฒนาโดย Indra-Payooong et al. (2005) โดยทำการพิจารณาปัญหาการตัดสินใจใด ๆ ประกอบไปด้วยเงื่อนไขหลักและเงื่อนไขรอง เรากำหนดให้ค่าความขัดแย้งเกิดขึ้นเมื่อกำหนดค่าตัวแปรในแบบจำลองแล้วขัดแย้งกับเงื่อนไขของปัญหา โดยอาศัยรูปแบบจำลอง Set partitioning เราสามารถแสดงเงื่อนไขหลักและเงื่อนไขรองให้อยู่ในรูปเมตริกซ์ของเงื่อนไข (Constraint matrix) เงื่อนไขอาจจะเป็นอิสระต่อกันหรือมีความสัมพันธ์กันภายในเมตริกซ์ ค่าความขัดแย้งของเงื่อนไขทุกตัวจะถูกรวมกันเป็นค่าความขัดแย้งของเงื่อนไขทั้งหมด V วิธี CLS ใช้ Variable flip เป็น Local move และอาศัยกลยุทธ์การเลือกตัวแปรแบบสุ่ม (Random variable selection) CLS ใช้ค่า V ในการประเมินประสิทธิภาพของการปรับปรุงคำตอบในแต่ละรอบการกระทำซ้ำ ภาพที่ 4.1 แสดงตัวอย่างการทำงานของ Variable flip operations

	j1	j2	j3	j4
i1	1			
i2		1		
i3				1
i4				
i5	0		1	

ก.

	j1	j2	j3	j4
i1	0			
i2		1	1	
i3				1
i4				
i5	1		0	

ข.

	j1	j2	j3	j4
i1				
i2		0	0	
i3				1
i4		1		
i5	1		1	

ค.

	j1	j2	j3	j4
i1				
i2		1		
i3				1
i4		0		
i5	1		1	

ง.

ภาพที่ 4.1 Variable flip operations

ขั้นตอนการทำงานของวิธี CLS สามารถสรุปได้ดังนี้

Step 1: Constraint selection

หลังจากกำหนดค่าของตัวแปรเริ่มต้น (Initial assignment, A) อัลกอริทึมจะสุ่มเลือกแถวขึ้นมาจำนวน nc ซึ่งการเลือกนั้นจะให้ความสำคัญกับคอลัมน์ที่มีค่าความขัดแย้งกับเงื่อนไขหลัก (Violated hard constraints) ก่อนเป็นลำดับแรก

Step 2: Variable selection

จากขั้นตอน 1 อัลกอริทึมจะเลือกตัวแปร หรือคอลัมน์ขึ้นมา 1 คอลัมน์ เพื่อนำมาทดลองสลับค่า (Trial flip) กับตัวแปรอื่น ๆ ภายในคอลัมน์

Step 3: Move acceptance

อัลกอริทึมเลือกค่า V' ที่ดีที่สุดภายในแถวและคอลัมน์ที่ถูกทดลองสลับค่าแล้ว กำหนดให้เป็นคำตอบปัจจุบัน $A_t \leftarrow A'$

ขั้นตอนทั้ง 3 นี้อาจจะถูกออกแบบให้มีรายละเอียดหรือมีลักษณะเฉพาะปัญหามากขึ้น (Domain-specific rules) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของวิธี CLS

การปรับปัญหาให้มีชุดคำตอบเดียว (Single Solution Technique)

สิ่งที่ได้กล่าวมาข้างต้นแล้วว่าการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจ ไม่เหมาะสมกับปัญหาการตัดสินใจที่มีหลายชุดคำตอบในปัญหาเดียวกัน เนื่องจากจะส่งผลให้การเรียนรู้ค่าการตัดสินใจไม่สามารถแยกได้ว่าค่าการตัดสินใจของตัวแปรนั้น ๆ ควรเป็นคำตอบที่ดีของชุดคำตอบใด ทำให้การพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรดังกล่าวพยากรณ์ไปในทิศทางผิดพลาด ดังนั้นในการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจจึงจำเป็นต้องมีวิธีการทำงานเพื่อเตรียมข้อมูลขั้นต้น (Data preparation) โดยทำการปรับปัญหาการตัดสินใจให้มีเพียงชุดคำตอบเดียว เพื่อง่ายต่อการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจ ให้สามารถเรียนรู้ในทิศทางเดียวและสามารถทำการพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้น

สำหรับขั้นตอนการปรับปัญหาให้มีชุดคำตอบเดียวนั้นสามารถทำได้หลายวิธี แต่ละวิธีจะมีการทำงานและความยากง่ายที่แตกต่างกัน ในงานวิจัยนี้นำเสนอวิธีที่ง่ายที่สุด เพื่อสามารถนำไปปรับใช้ได้กับทุก ๆ ปัญหา ซึ่งงานวิจัยนี้ทำการศึกษาการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าของตัวแปร เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาการมอบหมายงาน ซึ่งปัญหาการมอบหมายงานเป็นปัญหาการตัดสินใจในการมอบหมายงานให้ผู้หนึ่งผู้ใดดำเนินงานนั้น ๆ ให้เกิดต้นทุนในการดำเนินงานต่ำที่สุด หรือกำไรในการดำเนินงานมากที่สุด ซึ่งในความเป็นจริงต้นทุนหรือกำไรในการดำเนินงานของผู้รับผิดชอบแต่ละคนในงานเดียวกันอาจมีต้นทุนหรือกำไรที่เท่ากัน จึงทำให้เกิดคำตอบที่ดีได้หลายคำตอบ ผู้วิจัยนำเสนอการใช้พารามิเตอร์บวกเข้ากับค่าต้นทุนการดำเนินงานของแต่ละตัวแปร เพื่อให้เกิดข้อแตกต่างของต้นทุนการดำเนินงานของแต่ละตัวแปร สามารถอธิบายขั้นตอนการทำงานได้ดังนี้

Algorithm: Single Solution Method
Input: An array ($A[0..J][0..J]$) of assignment cost.
 I := Numbers of agents.
 J := Numbers of jobs.
 k := Adjusted parameter
 for $i = 0$ to $I - 1$
 for $j = 0$ to $J - 1$
 $A[i][j] = A[i][j] + (k * i)$
 End for
 End for
 record A_i

ภาพที่ 4.2 Single-solution procedure

จากภาพที่ 4.2 ค่า k เป็นพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับปรับต้นทุนในการดำเนินงานของปัญหา GAP ให้มีค่าตอบที่ดีที่สุดเพียงคำตอบเดียว สิ่งสำคัญของวิธีนี้คือ การกำหนดค่า k ให้มีค่าน้อยกว่าค่าเดิมบนที่ต้องการปรับ โดยค่าดังกล่าวจะต้องไม่กระทบกับคำตอบ ซึ่งทำให้คำตอบที่ดีที่สุดเปลี่ยนแปลง อีกทั้งคำตอบที่ได้มานั้นต้องเป็นหนึ่งในทางเลือกของคำตอบของปัญหาการตัดสินใจนั้น ๆ ด้วย จากข้อมูลต้นทุนในการดำเนินงานของปัญหาการมอบหมายงานมีค่าไม่มาก ดังนั้นค่า k ที่ใช้ในงานวิจัยนี้เท่ากับ 0.000001 เพื่อไม่ให้เกิดการกระทบกับข้อมูลต้นทุนในการดำเนินงานเดิม ยกตัวอย่างเช่น หากมอบหมายงานชนิดเดียวกันให้นาย ก., นาย ข. และนาย ค. จะเกิดต้นทุนในการดำเนินงานคือ 35, 40 และ 35 ตามลำดับ จะเห็นว่านาย ก. และนาย ค. มีต้นทุนในการดำเนินงานเท่ากัน นั่นหมายถึง ดังนั้นอัลกอริทึมจะทำการปรับต้นทุนทั้งหมดให้เหลือเพียงคำตอบเดียว โดยเพิ่มต้นทุนแต่ละค่าที่ละ 0.000001 จากนั้นต้นทุนการดำเนินงานของทั้ง 3 จะถูกเปลี่ยนเป็น 35.000001, 40.000002 และ 35.000002 ตามลำดับ เพื่อเอื้อต่อการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจให้สามารถเรียนรู้ในทิศทางเดียวและสามารถทำการพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้น

การเรียนรู้ค่าตัวแปรการตัดสินใจ (Learning methods)

การเรียนรู้ค่าของตัวแปรสามารถแบ่งตามลักษณะของหน่วยความจำออกเป็น 2 รูปแบบ คือ หน่วยความจำตามระยะเวลา (Recency-based memory) และหน่วยความจำแบบความถี่ (Frequency-based memory) (Glover et al., 1997) งานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้วิธี CLS ในการเรียนรู้ค่าของตัวแปรการตัดสินใจของปัญหา GAP เพื่อสุ่มเลือกตัวแปรสำหรับการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจในรอบของการสลับค่า (Flip) รอบนั้น ๆ และทำการจัดเก็บ ซึ่งใช้โครงสร้างหน่วยความทรงจำแบบความถี่สำหรับจัดเก็บตัวแปรที่ได้ทำการสุ่มเลือก ความถี่ในการสุ่มเลือกตัวแปรนั้น ๆ รวมถึง

จำนวนครั้งของการตัดสินใจในการกำหนดค่าของแต่ละตัวแปรด้วย โดยงานวิจัยนี้ได้ออกแบบโครงสร้างสำหรับหน่วยความทรงจำแบบความถี่ดังภาพที่ 4.3

Flipped variable	count	n
$x_{(1,3)}$	2	10
$x_{(2,4)}$	8	8
$x_{(5,3)}$	6	9

ภาพที่ 4.3 โครงสร้างหน่วยความจำแบบความถี่

โดยที่ x_{ij} เป็นตัวแปรการตัดสินใจแบบไบนารี ที่ถูกเลือกในการทดลองสลับค่า (Trial flipped variable) เพื่อทำการมอบหมายงาน หรือ ไม่มอบหมายงานที่ j ให้กับผู้รับงานที่ i

count คือ จำนวนครั้งเมื่อตัวแปร x_{ij} ถูกเลือก และการกำหนดค่าให้ $x_{ij} = 1$ ได้ คำตอบที่ดีกว่า $x_{ij} = 0$ และ n ใช้สำหรับเก็บจำนวนครั้งทั้งหมดที่ตัวแปร x_{ij} ถูกเลือกเพื่อทดลองสลับค่า

ผู้วิจัยจะทำการจำกัดจำนวนครั้งในการเก็บค่าการตัดสินใจของ x_{ij} เมื่อ x_{ij} ถูกเลือกเพื่อทดลองสลับค่าครบตามจำนวนที่ได้กำหนดไว้ อัลกอริทึมจะหยุดการจัดเก็บค่าตัวแปรทันที งานวิจัยนี้ทุก ๆ วิธีการออกแบบการเลือกตัวแปรสำหรับจัดเก็บ จะทำการกำหนดจำนวนครั้งของการจัดเก็บเท่ากับ 20 ครั้ง เพื่อให้เกิดความเท่าเทียมกัน และสามารถทำการเปรียบเทียบได้เมื่อนำไปพิจารณา ค่าการตัดสินใจของตัวแปรในขั้นถัดไป ยกตัวอย่างจากภาพที่ 4.2 ตัวแปร $x_{(1,3)}$ ถูกเลือกเพื่อทดลองสลับค่าจำนวน 10 ครั้ง และมีค่าการตัดสินใจเป็น 1 แล้วให้คำตอบที่ดีกว่าค่าการตัดสินใจเป็น 0 จำนวน 2 ครั้ง เช่นเดียวกัน $x_{(2,4)}$ ถูกเลือกเพื่อทดลองสลับค่าจำนวน 8 ครั้ง และมีค่าการตัดสินใจเป็น 1 แล้วให้คำตอบที่ดีกว่ามีค่าเป็น 0 ทั้ง 8 ครั้ง เป็นต้น

สำหรับงานวิจัยนี้จะใช้การเรียนรู้จากกรอบการกระทำซ้ำในการหาคำตอบของรอบการทำงานนั้น ๆ โดยพิจารณาว่าหากมอบหมายงานให้ผู้หนึ่งผู้ใดทำ หรือทำการโยกย้ายงานจากผู้หนึ่งไปให้อีกผู้หนึ่งทำ แล้วมีผลทำให้ต้นทุนในการดำเนินงานลดลง นั่นหมายถึง การตัดสินใจสำหรับการมอบหมายงานนั้น ๆ ส่งผลให้ได้คำตอบการตัดสินใจในการมอบหมายงานที่ดีขึ้น การเรียนรู้ค่าของตัวแปรการตัดสินใจระหว่างการค้นหาคำตอบ จะสนใจเฉพาะค่าของตัวแปรที่ถูกกำหนด แล้วทำให้คำตอบการมอบหมายงานที่ดีขึ้น ซึ่งต่างกับการเรียนรู้ของวิทาบู (Tabu search memory)

เนื่องด้วยวิธีทางนี้จะเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรที่ไม่ดีจากรอบการกระทำซ้ำในการหาคำตอบที่ผ่านมา และนำไปใช้เพื่อเป็นแนวทางในการจำกัด (Tabu) พื้นที่ในการหาคำตอบในรอบการกระทำซ้ำถัดไป (Glover et al., 1997)

การออกแบบวิธีการเลือกจัดเก็บสำหรับการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปร

วิธีการเลือกจัดเก็บค่าตัวแปร ในงานวิจัยนี้เป็นวิธีสำหรับการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรเพียงหนึ่งตัวแปรในรอบการทำงานนั้น ๆ ซึ่งจะทำการเรียนรู้ค่าของตัวแปรการตัดสินใจที่ได้ถูกเลือกเพื่อทดลองสลับค่าของรอบการทำงานซ้ำโดยวิธีโลคอลเสิร์ช และนำตัวแปรที่ถูกเลือกมาจัดเก็บไว้ในโครงสร้างหน่วยความจำแบบความถี่ เพื่อใช้พยากรณ์ค่าของตัวแปรในขั้นตอนถัดไป โดยวิธีการเลือกจัดเก็บค่าตัวแปรในงานวิจัยนี้มีทั้งหมด 3 วิธีด้วยกัน ดังนี้

วิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปร (Single variable model: SV)

ดังที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้นว่า งานวิจัยนี้จะเน้นกระบวนการทำงานที่ง่ายไม่ซับซ้อน มีความยืดหยุ่น และสามารถนำไปปรับใช้กับปัญหาอื่น ๆ ได้ อีกทั้งคำนึงถึงหลักความเป็นจริงของปัญหา หากมอบหมายงานให้ผู้อื่นผู้ใดทำ หรือทำการเปลี่ยนแปลงงานจากผู้รับผิดชอบหนึ่งไปยังผู้รับผิดชอบอื่น แล้วส่งผลให้ต้นทุนในองค์การดำเนินงานลดลง ในการเลือกตัวแปรเพื่อทำการจัดเก็บเพื่อให้ง่ายต่อการทำงานและไม่ซับซ้อนต่อการเลือกตัวแปรเพื่อจัดเก็บ เนื่องจากตัวแปร x_{ij} เป็นตัวแปรการตัดสินใจแบบไบนารี (0 หรือ 1) นั่นคือหากตัวแปร x_{ij} มีค่าการตัดสินใจเป็น 1 นั้นหมายถึง งานที่ i ถูกกำหนดให้ถูกกระทำโดยผู้รับงานที่ j และหากตัวแปร x_{ij} มีค่าการตัดสินใจเท่ากับ 0 หมายถึงกรณีอื่น ๆ หากสนใจมากกว่าหนึ่งตัวแปรจะเป็นการเพิ่มขั้นตอนและระยะเวลาในค้นหาคำตอบมากขึ้น เนื่องจากในขั้นตอนการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรนี้ได้ทำการจัดเก็บตัวแปรทุกตัวที่ได้มีโอกาสถูกเลือกเพื่อทำการทดลองสลับค่าการตัดสินใจ เพื่อนำไปใช้ในขั้นตอนการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร ซึ่งจะกล่าวในหัวข้อถัดไป ผู้วิจัยจึงนำเสนอวิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปรเท่านั้น เพื่อให้สามารถนำไปปรับใช้ในการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรในปัญหาอื่น ๆ ได้ อีกทั้งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ร่วมกับวิธีโลคอลเสิร์ชวิธีอื่น ๆ ได้โดยไม่เป็นการเพิ่มขั้นตอนการทำงานที่ยุ่งยากและซับซ้อน

วิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปร ซึ่งเป็นวิธีการเลือกโดยเปรียบเทียบค่าของตัวแปรที่วิธีโลคอลเสิร์ชแบบสร้างเงื่อนไข (CLS) ได้ทดลองสลับค่าและค่าความขัดแย้งทั้งหมด (Total violation หรือ ค่าฟิตเนส: Fitness) ก่อนการสลับค่าการตัดสินใจกับค่าการตัดสินใจของตัวแปรเดียวกัน และค่าฟิตเนสใหม่หลังทำการทดลองสลับค่าการตัดสินใจในรอบการทำงานซ้ำนั้น ๆ แล้ว หากค่าฟิตเนสเดิมมีค่าดีกว่าค่าฟิตเนสใหม่ อัลกอริทึมจะเลือกจัดเก็บค่า

การตัดสินใจของตัวแปรก่อนทำการทดลองสลับค่าเข้าสู่หน่วยความจำแบบความถี่ที่ได้ทำการ
ออกแบบไว้ และในทางตรงกันข้ามหากค่าพัฒนาเดิมมีค่าต่ำกว่าค่าพัฒนาใหม่ อัลกอริทึมจะเลือก
จัดเก็บค่าการตัดสินใจของตัวแปรหลังทำการทดลองสลับค่าเข้าสู่หน่วยความจำแบบความถี่ที่ได้ทำ
การออกแบบไว้ เพราะถือว่าค่าการตัดสินใจของตัวแปรดังกล่าวมีผลทำให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น
ยกตัวอย่างเช่น เราพิจารณาปัญหาการมอบหมายงานที่ต้องการค่าต่ำที่สุด (Minimization problem)
และกำหนดให้ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์คือ

$$\text{Min} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J c_{ij} x_{ij} \quad (4.6)$$

โดยที่ c_{ij} คือ ต้นทุนที่งาน j ถูกมอบหมายให้ผู้รับผิดชอบที่ i ทำ

สมมติให้งานมีจำนวน 10 งาน และผู้รับผิดชอบ 5 คน ดังแสดงตามตาราง

ตารางที่ 4.1 ตัวอย่างการทดลองสลับค่า (Trial flip)

	j1	j2	j3	j4	j5	j6	j7	j8	j9	j10
i1	1		0					1		
i2			↑		1	0			1	
i3		1	↑	1		↓	1		↓	
i4			1			↓			↓	1
i5						1			0	

	j1	j2	j3	j4	j5	j6	j7	j8	j9	j10
i1	1								1	
i2					1	1				
i3		1		1			1			
i4			1							1
i5										1

(a) ก่อนทดลองสลับค่า (Trial flip: Before)

(b) หลังทดลองสลับค่า (Trial flip: After)

ตารางที่ 4.1 แสดงตัวอย่างการทดลองสลับค่าการตัดสินใจของตัวแปร จากตาราง 4.1(a)
แสดงให้เห็นว่าในหนึ่งรอบการกระทำซ้ำของการทดลองสลับค่าตัวแปรด้วยวิธี โกลกอลเสิร์ชแบบ
สร้างเงื่อนไข (CLS) ได้ทำการสุ่มตัวแปรเพื่อทำการทดลองสลับค่าการตัดสินใจทั้งหมด 3 ครั้ง
สามารถสรุปการทดลองสลับค่าตัวแปรได้ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างตัวแปรคู่สำหรับการทดลองสลับค่า

No.	Variable	Value	Fitness
1	$x_{(2,6)}$	$0 \rightarrow 1$	$100 \rightarrow 95$
2	$x_{(2,9)}$	$1 \rightarrow 0$	$100 \rightarrow 115$
3	$x_{(4,3)}$	$1 \rightarrow 0$	$100 \rightarrow 98$

จากตารางที่ 4.2 จะเห็นได้ว่าหากนำการทดลองสลับค่าการตัดสินใจของตัวแปร $x_{(2,6)}$ จาก 0 เป็น 1 จะส่งผลทำให้ค่าฟิตเนสขึ้น นั่นแสดงถึงคำตอบที่ดีขึ้นด้วย วิธีโลคอลเสิร์ชจะทำการสลับค่าการตัดสินใจของตัวแปร $x_{(2,6)}$ จาก 0 เป็น 1 ดังตารางที่ 4.1(b) ดังนั้นอัลกอริทึมจึงทำการเลือกตัวแปร $x_{(2,6)}$ ที่มีการตัดสินใจเป็น 1 จัดเก็บเข้าสู่หน่วยความจำแบบความถี่ เพื่อจัดเก็บว่าตัวแปร $x_{(2,6)}$ หากมีการตัดสินใจเป็น 1 จะส่งผลให้ได้คำตอบของปัญหาที่ดีขึ้น

วิธีเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปร (Two-variable comparison model: C2V)

จอห์นเนวคิดการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปร โดยเน้นกระบวนการทำงานที่ง่ายไม่ซับซ้อน สามารถนำไปประยุกต์ร่วมกับวิธีโลคอลเสิร์ชอื่นๆ และง่ายต่อการนำไปปรับใช้กับปัญหาอื่นๆ จึงเกิดวิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปรขึ้น สำหรับวิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปรเป็นวิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรที่ได้ทำการสุ่มเลือกเพื่อทำการสลับค่าการตัดสินใจด้วยวิธีโลคอลเสิร์ชเท่านั้น หากมีขั้นตอนการเปรียบเทียบค่าการตัดสินใจของตัวแปรที่ทำการสุ่มเลือกเพื่อสลับค่าการตัดสินใจด้วยวิธีโลคอลเสิร์ชกับค่าการตัดสินใจของตัวแปรอื่นๆ ร่วมด้วย จะช่วยให้การเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น ผู้วิจัยจึงนำเสนอวิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปร เพื่อเปรียบเทียบค่าฟิตเนสที่เกิดจากความสัมพันธ์ของค่าการตัดสินใจระหว่างสองตัวแปร

สำหรับวิธีเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปร จะเป็นการทำต่อเนื่องจากวิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปร โดยตัวแปรที่ทำการจัดเก็บในแต่ละรอบการทำงานนั้นจะทำการจัดเก็บเพียงตัวแปรเดียวเช่นกัน ต่างกันเพียงวิธีเลือกจัดเก็บแบบหนึ่งตัวแปรจะทำการจัดเก็บตัวแปรที่ทำการสลับค่าการตัดสินใจในวิธีโลคอลเสิร์ชแบบสร้างเงื่อนไข (CLS) แล้วส่งผลให้มีโอกาสในการพบคำตอบที่ดีขึ้นเพียงอย่างเดียว แต่ในวิธีเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปรนั้นจากที่ได้หนึ่งตัวแปรจากการทดลองสลับค่าการตัดสินใจด้วยวิธีโลคอลเสิร์ชแล้ว จะทำการสุ่มเลือกตัวแปรขึ้นมามากหนึ่งตัวแปร เพื่อทำการทดลองสลับค่าการตัดสินใจและเปรียบเทียบคำตอบอีกครั้งหนึ่ง ยกตัวอย่างเช่น จากวิธีโลคอลเสิร์ชได้ตัวแปร $x_{(2,6)}$ จาก 0 เป็น 1 โดยทำการ

สลับค่าการตัดสินใจกับ $x_{(5,6)}$ จาก 1 เป็น 0 จากนั้นจะทำการสุ่มเลือกตัวแปรขึ้นมาอีกหนึ่งตัวเพื่อทดลองสลับค่าสำหรับการเปรียบเทียบ ทั้งนี้ต้องไม่ใช่งานเดียวกับตัวแปรที่ได้จากวิธีโลกอโลเสร็จแบบสร้างเงื่อนไข (CLS) เพื่อยืนยันค่าการตัดสินใจของตัวแปร $x_{(2,6)}$ ว่าควรทำการเปลี่ยนจาก 0 เป็น 1 จริง

ตารางที่ 4.3 เปรียบเทียบค่าการตัดสินใจแบบสองตัวแปร

$x_{(2,6)}$	$x_{(1,8)}$	ค่าพัฒนา
0	1	100
0	0	110
1	1	95
1	0	105

เมื่อดูตารางเมื่อทำการเปรียบเทียบค่าการตัดสินใจ จะเห็นได้ว่าตัวแปร $x_{(2,6)}$ ควรมีค่าการตัดสินใจเป็น 1 เนื่องจากส่งผลให้ค่าพัฒนาที่ดีที่สุด ซึ่งหมายถึง ค่าตอบของต้นทุนนั้นมีค่าตอบที่ดีที่สุด ดังนั้นอัลกอริทึมจึงเลือกจัดเก็บตัวแปร $x_{(2,6)}$ ที่มีค่าการตัดสินใจเป็น 1 จัดเก็บเข้าสู่หน่วยความจำแบบความถี่ เพื่อจัดเก็บว่าตัวแปร $x_{(2,6)}$ หากมีค่าการตัดสินใจเป็น 1 จะส่งผลให้ได้ค่าตอบของปัญหาที่ดีขึ้น แต่หากผลการเปรียบเทียบค่าการตัดสินใจแสดงให้เห็นว่าตัวแปร $x_{(2,6)}$ ควรมีค่าการตัดสินใจเป็น 0 แล้วจะส่งผลให้ค่าตอบของต้นทุนนั้นดีขึ้น การเลือกจัดเก็บจะทำการเลือกจัดเก็บตัวแปร $x_{(2,6)}$ มีค่าการตัดสินใจเป็น 0 แทน

วิธีเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสามตัวแปร (Three-variable comparison model: C3V)

สมมติฐานทั่วไปในการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรใด ๆ เมื่อมีการเปรียบเทียบค่าพัฒนาที่เกิดจากค่าการตัดสินใจระหว่างตัวแปรใด ๆ มาถกว่าหนึ่งครั้ง และค่าตอบยังเป็นไปในทิศทางเดิม นั้นหมายถึงค่าการตัดสินใจของตัวแปรนั้น ๆ จะมีความน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น จากสมมติฐานดังกล่าวผู้วิจัยจึงนำเสนอวิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสามตัวแปร เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือให้กับการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปร ซึ่งวิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสามตัวแปรนี้ยังคงแนวคิดที่เป็นกระบวนการทำงานที่ง่ายไม่ซับซ้อน และสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับวิธีโลกอโลเสร็จอื่น ๆ ได้ อีกทั้งยังสามารถนำไปปรับใช้ในการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรใด ๆ ได้ด้วย

สำหรับวิธีเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสามตัวแปร จะเป็นการทำต่อเนื่องจากสองวิธีแรก โดยตัวแปรที่ทำการจัดเก็บในแต่ละรอบการทำงานนั้นก็จะทำการจัดเก็บเพียงตัวแปรเดียวเช่นกัน สิ่งที่เพิ่มขึ้นมาจากวิธีเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปรคือ จะทำการสุ่มเลือกตัวแปรขึ้นมาอีกหนึ่งตัวแปร เพื่อทำการสลับค่าการตัดสินใจและเปรียบเทียบคำตอบอีกครั้งหนึ่ง โดยทำการเปรียบเทียบค่าการตัดสินใจของทั้ง 3 ตัวแปรพร้อมกัน ยกตัวอย่างเช่น จากวิธีโลคอลเสิร์ชได้ตัวแปร $x_{(2,6)}$ จาก 0 เป็น 1 โดยทำการสลับค่าการตัดสินใจกับ $x_{(5,6)}$ จาก 1 เป็น 0 จากนั้นจะทำการสุ่มเลือกตัวแปรขึ้นมาอีกสองตัวสำหรับการเปรียบเทียบ เพื่อยืนยันค่าการตัดสินใจของตัวแปร $x_{(2,6)}$ ว่าควรทำการเปลี่ยนจาก 0 เป็น 1 จริง ซึ่งสองตัวแปรนี้ต้องไม่ซ้ำงานเดียวกัน และต้องเป็นคนละงานกับที่วิธีโลคอลเสิร์ชทำการเลือกขึ้นมา

ตารางที่ 4.4 การเปรียบเทียบค่าการตัดสินใจแบบสามตัวแปร

$x_{(2,6)}$	$x_{(1,8)}$	$x_{(3,5)}$	ค่า fitness
0	0	0	110
0	0	1	105
0	1	0	100
0	1	1	95
1	0	0	105
1	0	1	100
1	1	0	95
1	1	1	90

จากตารางเมื่อทำการเปรียบเทียบค่าการตัดสินใจ จะเห็นได้ว่าตัวแปร $x_{(2,6)}$ ควรมีค่าการตัดสินใจเป็น 0 เนื่องจากส่งผลให้คำตอบของต้นทุนนั้นมีคำตอบที่ดีที่สุด ดังนั้นการเลือกจัดเก็บจึงเลือกจัดเก็บตัวแปร $x_{(2,6)}$ ที่มีค่าการตัดสินใจเป็น 0 จัดเก็บเข้าสู่หน่วยความจำแบบความถี่ เพื่อจัดเก็บว่าตัวแปร $x_{(2,6)}$ หากมีค่าการตัดสินใจเป็น 0 จะส่งผลให้ได้คำตอบของปัญหาที่ดีขึ้น แต่หากผลการเปรียบเทียบค่าการตัดสินใจแสดงให้เห็นว่าตัวแปร $x_{(2,6)}$ ควรมีค่าการตัดสินใจเป็น 1 แล้ว จะส่งผลให้คำตอบของต้นทุนนั้นดีขึ้น การเลือกจัดเก็บจะทำการเลือกจัดเก็บตัวแปร $x_{(2,6)}$ มีค่าการตัดสินใจเป็น 1 แทน

การพยากรณ์ค่าของตัวแปร (Variable value prediction)

จากการจัดเก็บโดยใช้โครงสร้างหน่วยความจำแบบความถี่ จะนำจำนวนที่ได้จากการจัดเก็บมาทำการพยากรณ์ โดยลักษณะการทำงานของวิธีที่น่าเสนอ จะเริ่มด้วยการประมวลผลข้อมูลขั้นต้น (Preprocessing) เพื่อทำการเตรียมข้อมูลให้กับการทำงานในขั้นของการพยากรณ์ จากนั้นจะใช้ทฤษฎีความน่าจะเป็นเข้ามาช่วยสร้างกฎในการพยากรณ์

สำหรับงานวิจัยนี้จะไม่ทำการพยากรณ์ตัวแปรที่มีค่าการตัดสินใจเป็น 0 เนื่องจากปัญหาการมอบหมายงาน (GAP) เป็นปัญหาที่สามารถกำหนดผู้รับงานได้เพียง 1 ผู้รับงานเท่านั้น นั่นหมายถึง เมื่องานนั้น ๆ ถูกกำหนดให้ผู้หนึ่งผู้ใดทำไปแล้ว บุคคลอื่น ๆ ไม่สามารถที่จะทำงานนั้น ๆ ได้อีก ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการพยากรณ์เฉพาะตัวแปรที่จะต้องมีการตัดสินใจเป็น 1 เท่านั้น เพราะกลุ่มค่ามากกว่าการที่จะต้องพยากรณ์ตัวแปรที่มีค่าการตัดสินใจเป็น 0 อีกทั้งตัวแปรที่จะต้องมีการตัดสินใจเป็น 1 มีจำนวนเท่ากับจำนวนงานทั้งหมด ส่วนตัวแปรที่จะต้องมีการตัดสินใจเป็น 0 มีจำนวนมากกว่าตัวแปรที่จะต้องมีการตัดสินใจเป็น 1 อยู่จำนวนผู้รับงานลบกับงานทั้งหมด สามารถอธิบายให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$\text{จำนวนตัวแปรที่จะต้องมีการตัดสินใจเป็น 0} \quad J(I-1)$$

$$\text{จำนวนตัวแปรที่จะต้องมีการตัดสินใจเป็น 1} \quad J$$

จากขั้นตอนการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปร จะได้ข้อมูลซึ่งอยู่ในรูปแบบโครงสร้างหน่วยความจำแบบความถี่ สำหรับจัดเก็บข้อมูลตัวแปรที่ได้ทำการเลือกเพื่อทำการจัดเก็บจำนวนครั้งในค่าการตัดสินใจเป็น 1 และจำนวนครั้งทั้งหมดที่ทำการเลือกตัวแปรนั้น ๆ เพื่อจัดเก็บจากหน่วยความจำแบบความถี่จะได้สถิติหรือจำนวนครั้งในการสลับของ Flip (x_j) ซึ่งได้มาจากระยะขั้นตอนการเรียนรู้ค่าของตัวแปร ผู้วิจัยจะทำการตั้งสมมติฐานไว้ว่าหาก Flip (x_j) มีค่าความน่าจะเป็นของจำนวนครั้งเมื่อทำการเลือก Flip (x_j) แล้ว $x_j = 1$ และทำให้ค่าพิตเนสนั้นคิดค่า $x_j = 0$ เป็นค่าความน่าจะเป็นที่กำหนดของจำนวนทั้งหมดเมื่อทำการเลือก Flip (x_j) จะทำการพยากรณ์ให้ค่าการตัดสินใจของ x_j นั้นมีค่าเท่ากับ 1 นั่นหมายถึง การพยากรณ์ว่างานที่ j ควรถูกกำหนดให้ถูกกระทำโดยผู้รับงานที่ i สามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$x_j = 1 \quad \text{เมื่อ} \quad P_{x_j=1} > P_{x_j=0} \quad (4.7)$$

$$P_{x_j=1} = \frac{\text{count}_{x_j=1}}{n_{x_j}} \quad (4.8)$$

เมื่อ $P_{x_{ij}=1}$	คือ ความน่าจะเป็นของจำนวนครั้งเมื่อทำการเลือก Flip (x_{ij}) แล้ว $x_{ij} = 1$ และทำให้ค่าฟิตเนส นั้นดีกว่า $x_{ij} = 0$
P_H	คือ ความน่าจะเป็นที่ได้ตั้งไว้ของจำนวนทั้งหมดเมื่อทำการเลือก Flip (x_{ij})

ตารางที่ 4.5 ผลการทดสอบพารามิเตอร์

Problems	Correctly Predicted (%)				
	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
gap12-1	61.29	65.20	66.09	67.65	67.73
a20200	87.53	89.53	89.66	89.59	89.59
b20200	66.08	69.00	69.87	70.54	70.73

สำหรับงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้กำหนดพารามิเตอร์ P_H ให้มีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 0.6 เพื่อใช้ในการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร เนื่องจากเมื่อทดลองความน่าจะเป็นที่น้อยกว่า 0.6 ปรากฏว่าทำให้เพิ่มโอกาสในการพยากรณ์ที่ผิดพลาดมากยิ่งขึ้น จะส่งผลให้ค้นหาคำตอบได้ยากมากขึ้นเมื่อนำตัวแปรไปกำหนดในขั้นตอนการค้นหาคำตอบ และเมื่อทำการทดลองกำหนดให้ P_H มีความน่าจะเป็นที่ตั้งแต่ 0.6 ขึ้นไปแล้วผลการทดลองที่ได้ไม่มีความแตกต่างกันดังตารางที่ 4.5 หากกำหนดสัดส่วนในการพยากรณ์สูงเกินไป เช่น $x_{(5,3)}$ มีคำตอบค่าการตัดสินใจที่ถูกต้องคือ 1 แต่เมื่อเรียนรู้ครบ 20 ครั้งสามารถคำนวณสัดส่วนได้เพียง 0.67 หากเรากำหนดค่า P_H เท่ากับ 0.7 จะทำให้ในขั้นตอนการกำหนดค่าตัวแปรเสียโอกาสในการค้นหาคำตอบในทิศทางที่ถูกต้องได้อีกทั้งจะทำให้ช้าในการได้ sample ของการค้นหาคำตอบ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงกำหนดให้พารามิเตอร์ P_H มีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 0.6 ซึ่งหมายถึง ตัวแปรใด ๆ ที่จัดเก็บในหน่วยความจำแบบความถี่ มีค่าการตัดสินใจเป็น 1 มากกว่า 60 เปอร์เซ็นต์ ของจำนวนที่ทำการทดลองสลับค่าการตัดสินใจทั้งหมดของตัวแปรนั้น ๆ จะทำการพยากรณ์ตัวแปรนั้น ๆ ว่าควรมีค่าการตัดสินใจเป็น 1 ยกตัวอย่างเช่น ข้อมูลในหน่วยความจำแบบความถี่สามารถจัดเก็บข้อมูลได้ ดังนี้

Flipped variable	count	n
$x_{(1,3)}$	2	10
$x_{(2,4)}$	8	8
$x_{(5,3)}$	6	9

ภาพที่ 4.4 การจัดเก็บตัวแปรในหน่วยความจำแบบความถี่

จะเห็นได้ว่าตัวแปร $x_{(2,4)}$ เมื่อหาค่า $P_{x_{(2,4)}}$ ได้เท่ากับ 1 นั้นหมายถึง ความน่าจะเป็นของจำนวนครั้งเมื่อทำการเลือก $\text{Flip}(x_{ij})$ แล้ว $x_{ij}=1$ และทำให้ค่าฟิตเนสนั้นดีกว่า $x_{ij}=0$ ถึง 100 เปอร์เซ็นต์ ดังนั้นจึงทำการพยากรณ์ให้ตัวแปร $x_{(2,4)}$ มีค่าการตัดสินใจเป็น 1 เช่นเดียวกันกับตัวแปร $x_{(5,3)}$ เมื่อหาค่า $P_{x_{(5,3)}}$ ได้เท่ากับ 0.67 นั้นหมายถึง ความน่าจะเป็นของจำนวนครั้งเมื่อทำการเลือก $\text{Flip}(x_{ij})$ แล้ว $x_{ij}=1$ และทำให้ค่าฟิตเนสนั้นดีกว่า $x_{ij}=0$ ถึง 67 เปอร์เซ็นต์ ดังนั้นจึงทำการพยากรณ์ให้ตัวแปร $x_{(5,3)}$ มีค่าการตัดสินใจเป็น 1

แต่สำหรับตัวแปร $x_{(1,3)}$ เมื่อหาค่า $P_{x_{(1,3)}}$ ได้เพียง 0.2 นั้นหมายถึง ความน่าจะเป็นของจำนวนครั้งเมื่อทำการเลือก $\text{Flip}(x_{ij})$ แล้ว $x_{ij}=1$ และทำให้ค่าฟิตเนสนั้นดีกว่า $x_{ij}=0$ เพียง 20 เปอร์เซ็นต์ ดังที่ได้กล่าวไว้แล้วข้างต้นว่างานวิจัยนี้จะไม่ทำการพยากรณ์ตัวแปรที่มีแนวโน้มค่าการตัดสินใจเป็น 0 เนื่องจากขนาดของปัญหาการมอบหมายงานเป็นปัญหาการตัดสินใจที่สามารถระบุให้งานหนึ่ง ๆ มีผู้รับผิดชอบงานนั้น ๆ ได้เพียงผู้เดียว ดังนั้นหากทำการพยากรณ์ตัวแปรที่มีแนวโน้มค่าการตัดสินใจเป็น 0 จะไม่คุ้มค่าในการเสียทรัพยากรในการพยากรณ์ตัวแปรนั้น ๆ

ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง

จากวิธีการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรตามที่ผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปร วิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปร วิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสามตัวแปร และวิธีการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรที่ได้จัดเก็บจากทั้ง 3 วิธี ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบวิธีการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรที่พัฒนาขึ้น โดยประยุกต์ใช้กับปัญหาการมอบหมายงาน (GAP) ในงานวิจัยนี้จะเน้นความง่ายและยืดหยุ่น ทั้งในขั้นตอนของการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรให้สามารถเรียนรู้และพยากรณ์ได้กับปัญหาอื่น ๆ ด้วย และไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของปัญหา ดังนั้นขั้นตอนการทดสอบในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยจึงทำการทดสอบกับปัญหาการมอบหมายงานทั้งแบบหาค่าสูงสุด (Maximum optimization problems) และปัญหาการมอบหมายงานแบบหาค่าต่ำสุด

(Minimum optimization problems) และคัดเลือกปัญหาการมอบหมายงานที่มีขนาดใหญ่เพื่อแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของวิธีที่ได้พัฒนาขึ้น อีกทั้งปัญหาการมอบหมายงาน (GAP) ที่นำมาใช้ในการทดสอบเป็นปัญหาที่สามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดที่ใช้ยังอิงได้ เนื่องจากการตรวจสอบคำตอบของการตัดสินใจในขั้นตอนของการพยากรณ์นั้น ต้องทำการตรวจสอบความถูกต้องของการตัดสินใจของตัวแปรที่ได้จากการพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าการตัดสินใจของตัวแปรที่ทำให้ได้คำตอบที่ดีที่สุดสำหรับปัญหาการมอบหมายงานนั้น ๆ โดยปัญหาการมอบหมายงานที่ใช้ทำการทดสอบมีทั้งหมด 3 ปัญหาดังนี้

ตารางที่ 4.6 ปัญหาการมอบหมายงานที่ใช้ในการทดลอง

Objective	Problems	Type	Agents	Jobs
maximum	gap12-1	c	10	60
minimum	a20200	a	20	200
	b20200	b	20	200

โดยทั้ง 3 ปัญหาการมอบหมายงานที่ได้ทำการคัดเลือกมาทำการทดลองนั้นจะถูกนำมาใช้สำหรับทดลองกับวิธีการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรที่ผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาขึ้น จากการนำปัญหาการมอบหมายงานมาทำการทดสอบได้ผลการทดลองสำหรับแต่ละวิธีการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรดังตารางแสดงผลการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร ซึ่งจะแสดงผลเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง (Correctly predicted %) ของการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร พร้อมทั้งแสดงเปอร์เซ็นต์ค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยของผลการพยากรณ์ (Deviation %) ที่ได้จากการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรทั้ง 3 วิธีสำหรับแต่ละปัญหาที่นำมาทดสอบ

ตารางที่ 4.7 ผลการทดลองของวิธีการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปร

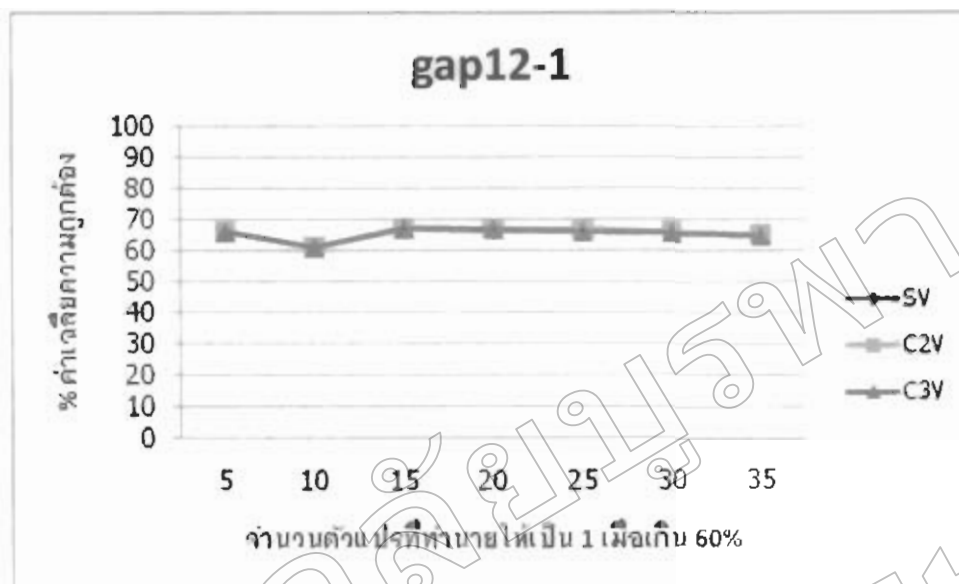
Problems	Correctly Predicted (%)			Deviation (%)		
	SV	C2V	C3V	SV	C2V	C3V
gap12-1	65.20	65.51	65.40	6.90	6.49	6.25
a20200	89.53	89.53	89.53	3.70	3.70	3.70
b20200	69.00	69.03	68.90	8.42	8.00	8.42

ตารางที่ 4.8 เวลาการทำงานของวิธีการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปร

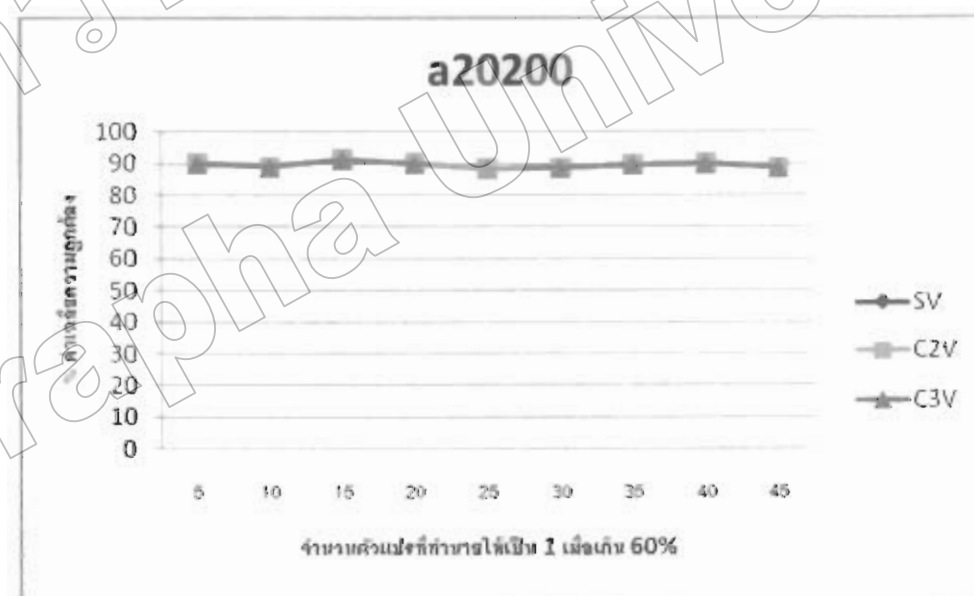
Problem	variables	Times (seconds)		
		SV	C2V	C3V
gap12-1	600	31.8188	34.5312	39.486
a20200	4000	260.8905	278.0716	283.2394
b20200	4000	357.5014	372.8203	396.5937

ตารางที่ 4.8 แสดงเวลาการทำงานของวิธีการเรียนรู้ค่าของตัวแปร โดยเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ค่าของตัวแปรทั้ง 3 วิธี ผลจากการทดลอง สามารถอธิบายได้ว่าวิธีการเลือกจัดเก็บแบบสนใจหนึ่งตัวแปรใช้เวลาในการเรียนรู้สั้นกว่าวิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปร และวิธีการเลือกจัดเก็บแบบสามตัวแปร

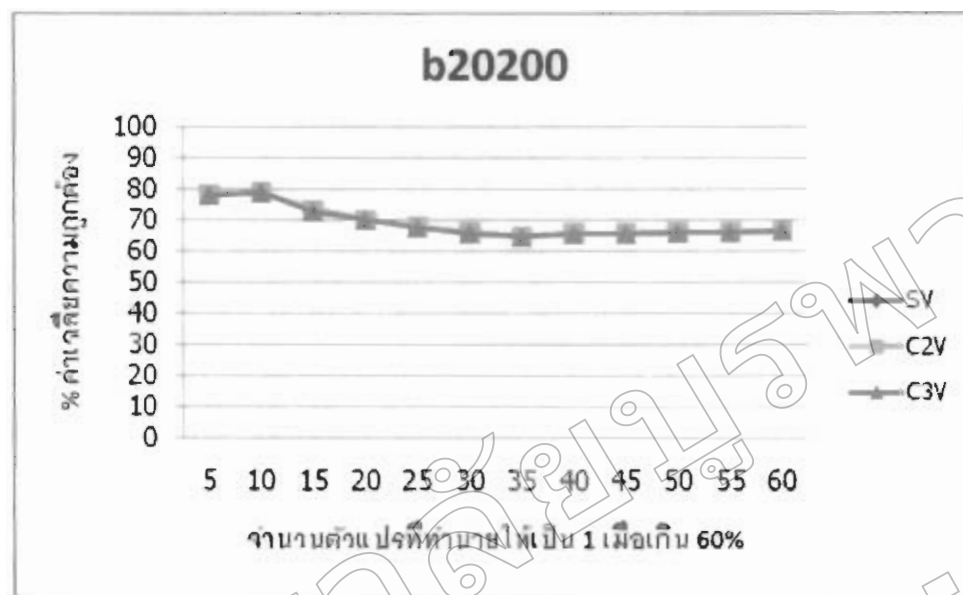
นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาผลในตารางที่ 4.7 จะเห็นได้ว่าความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ได้จากการเรียนรู้ค่าของตัวแปรทั้ง 3 วิธี ไม่มีความแตกต่างกันมากนัก อีกทั้งทุกปัญหาที่นำมาทดสอบมีความถูกต้องมากกว่า 60 เปอร์เซ็นต์ของการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร สามารถอธิบายได้ว่าวิธีการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรทั้ง 3 วิธีที่ได้ทำการพัฒนาขึ้นสามารถใช้ได้กับปัญหาหลากหลายขนาด



ภาพที่ 4.5 แสดงผลการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรปัญหา gap12-1



ภาพที่ 4.6 แสดงผลการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรปัญหา a20200



ภาพที่ 4.7 แสดงผลการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรปัญหา b20200

จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าความถูกต้องของการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรที่ได้จากการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรทั้ง 3 วิธี ไม่มีความแตกต่างกันมากนัก อีกทั้งทุกปัญหาการมอบหมายงานที่นำมาทดสอบมีความถูกต้องมากกว่า 60 เปอร์เซ็นต์ของการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร สามารถอธิบายได้ว่าวิธีการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรทั้ง 3 วิธีที่ได้ทำการพัฒนาขึ้นสามารถใช้ได้กับปัญหาหลากหลายขนาด แต่หากสังเกตจากรายแสดงเวลาในการเลือกจัดเก็บของทั้ง 3 วิธี จะเห็นได้ว่าวิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปร และวิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสามตัวแปรจะใช้เวลาในการทำงานมากกว่าวิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปร เนื่องจากวิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปรไม่ต้องเสียเวลาในการเปรียบเทียบค่าการตัดสินใจของตัวแปรที่สนใจกับตัวแปรอื่น ๆ ดังนั้นเพื่อเป็นการประหยัดเวลาในการดำเนินงานเลือกจัดเก็บและการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปร วิธีการเลือกจัดเก็บตัวแปรแบบสนใจเพียงหนึ่งตัวแปร เป็นวิธีที่เหมาะสมและใช้เวลาในการดำเนินงานน้อยที่สุด พร้อมทั้งสามารถเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปร โดยมีความถูกต้องใกล้เคียงกับวิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสองตัวแปร และวิธีการเลือกจัดเก็บแบบเปรียบเทียบสามตัวแปร

สรุป

ปัญหาการหาค่าเหมาะ (GAP) เป็นปัญหาการหาค่าตอบที่ดีที่สุด (Optimization) ซึ่งในบางปัญหามีทางเลือกของคำตอบที่ดีที่สุดมากกว่าหนึ่งทางเลือกในปัญหาเดียวกัน นั่นหมายถึงค่าการตัดสินใจของตัวแปรนั้น ๆ ในแต่ละคำตอบอาจจะมีค่าการตัดสินใจที่ไม่เหมือนกัน ซึ่งวิธีการเรียนรู้ค่าการตัดสินใจไม่สามารถแยกได้ว่าค่าการตัดสินใจของตัวแปรนั้น ๆ ควรเป็นค่าการตัดสินใจที่ดีของคำตอบใด ทำให้การพยากรณ์ค่าการตัดสินใจที่เรียนรู้ได้ของตัวแปรนั้น ๆ เกิดการผิดพลาด เพราะมีทิศทางของคำตอบได้หลายทิศทาง ดังนั้นวิธีการเรียนรู้และการพยากรณ์ค่าการตัดสินใจของตัวแปรที่นำเสนอในงานวิจัยนี้เหมาะสำหรับปัญหาการตัดสินใจที่มีคำตอบที่ดีที่สุดเพียงคำตอบเดียว อย่างไรก็ตามปัญหาการหาค่าเหมาะ (GAP) และปัญหาการตัดสินใจอื่น ๆ ส่วนมากเป็นปัญหาที่มีคำตอบที่ดีที่สุดหลายคำตอบ งานวิจัยนี้จึงนำเสนอแนวคิดในการจำกัดคำตอบที่ดีที่สุดเหลือเพียงคำตอบเดียว เพื่อให้การเรียนรู้ค่าการตัดสินใจของตัวแปรเป็นไปในทิศทางเดียวกัน