

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคและวิธีแบท สำหรับตัวแบบสินค้าคงคลัง 3 ระดับชั้น

ศิริรัตน์ กะการดี¹ และ ศิริประภา มโนมัย²

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ถนนประชากรราษฎร์ 1 แขวงวงศ์สว่าง เขตบางซื่อ กรุงเทพฯ 10800

Received: 31 January 2020; Revised: 2 March 2020; Accepted: 3 March 2020

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีเมตาฮิวริสติกส์ 2 วิธี ได้แก่ วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization ; PSO) และวิธีแบท (Bat Algorithm ; BA) ที่ใช้แก้ปัญหาการจัดการสินค้าคงคลัง 3 ระดับชั้น ที่มีความต้องการสินค้าคงคลัง เพื่อให้เกิดค่าใช้จ่ายในการบริหารสินค้าคงคลังที่ต่ำที่สุด วิธีการศึกษาทำโดยการสร้างตัวแบบและจำลองข้อมูลสินค้าคงคลัง 3 ระดับ และทำซ้ำ 1,000 รอบต่อสถานการณ์ กำหนดพารามิเตอร์ที่ศึกษาประกอบด้วยรอบการค้นหาคำตอบแบ่งเป็น 7 ระดับ จำนวนอนุภาค (สำหรับวิธี PSO) จำนวนค้างคาว (สำหรับวิธี BA) แบ่งเป็น 3 ระดับเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพได้แก่ ค่าใช้จ่ายรวมต่ำสุดโดยเฉลี่ย และเวลาในการประมวลผลของแต่ละวิธี ผลการทดลองพบว่าวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยกลุ่มอนุภาคมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีแบทคิดเป็น 0.46% แต่ใช้เวลาในการประมวลผลมากกว่าถึง 49.64%

คำสำคัญ: เมตาฮิวริสติก, ปัญญาเชิงกลุ่ม, ตัวแบบสินค้าคงคลัง 3 ระดับ

* Corresponding author: E-mail: Sirirat.knd@gmail.com

^{1,2} ภาควิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ประยุกต์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

A Comparative study on Particle Swarm Optimization and Bat Algorithm for Three Echelon Inventory Model

Sirirat Kakarndee ¹ and Siraprapa Manomat ²

King Mongkut's University of Technology North Bangkok 1518 Pracharat 1 Road,
Wongsawang, Bangsue, Bangkok 10800

Received: 31 January 2020; Revised: 2 March 2020; Accepted: 3 March 2020

Abstract

The objective of this research is to compare the efficiency of two metaheuristic algorithms, consist of Particle Swarm Optimization (PSO) and Bat Algorithms (BA) which are used to solve a three-echelon inventory problem under deterministic demand. Minimum inventory management costs are investigated in various parameters such as iteration (7 levels), number of particles and number of bats (3 levels). Average minimum costs and processing time are considered as efficacy of each method. The results show that the Particle Swarm Algorithm is better than the Bat Algorithm in terms of accurate solutions by 0.46%. However, PSO processing time is longer than the Bat algorithm by 49.64%.

Keywords: Metaheuristic, Swarm Intelligence, Three Echelon Inventory Model

* Corresponding author: E-mail: Sirirat.knd@gmail.com

^{1,2} Department of Applied Statistics, Faculty of Applied Science, King Mongkut's University of Technology North Bangkok

1. บทนำ

การจัดการสินค้าคงคลังเป็นหนึ่งใน 13 กิจกรรมโลจิสติกส์ [1] ที่ทำหน้าที่ดำเนินการควบคุมการไหลและการจัดเก็บวัตถุดิบพร้อมกับข้อมูลตั้งแต่จุดผลิตถึงผู้บริโภคให้เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและเสียค่าใช้จ่ายต่ำที่สุดเพื่อให้การบริหารจัดการโซ่อุปทานเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและมีประสิทธิภาพซึ่งส่งผลต่อความสำเร็จในการแข่งขันทางธุรกิจขององค์กรที่พิจารณาจากตัวชี้วัดต่าง ๆ เช่น ค่าใช้จ่ายที่ต่ำกว่า ระยะเวลาผลิตที่ต่ำกว่า ระยะเวลาส่ง (lead time) ที่ต่ำกว่า เวลาในการส่งสินค้าที่น่าเชื่อถือ การบริการลูกค้าที่ดีกว่า ประสิทธิภาพในการประสานงานระหว่างความต้องการของลูกค้า อุปทานและการผลิต และการเก็บสินค้าที่น้อยกว่า ดังนั้นการจัดการสินค้าคงคลังจึงเป็นตัวชี้วัดความสำเร็จขององค์กรที่สำคัญส่วนหนึ่ง ปัจจุบันภายในโซ่อุปทานส่วนใหญ่มีหลาย ๆ บริษัทที่ทำข้อตกลงซื้อขายเป็นพันธมิตรกันทำให้ถูกพิจารณาเป็นหน่วยงานเดียวกันในการวางแผนดำเนินการจัดการวัสดุคงคลังร่วมกันเพื่อให้เกิดค่าใช้จ่ายรวมต่ำที่สุดหรือเพื่อให้ได้ผลตอบแทนสูงสุดตลอดโซ่อุปทานภายใต้ข้อจำกัดหรือเงื่อนไขต่าง ๆ ซึ่งเป็นปัญหาการจัดการสินค้าคงคลังหลายระดับขั้นและถูกจัดให้เป็นปัญหามาตรฐานใหญ่ ซึ่งสามารถแก้ไขปัญหานี้ได้ด้วยการหาค่าที่ใกล้เคียงค่าที่เหมาะสมโดยใช้วิธีเมตาฮิวริสติก

วิธีการเมตาฮิวริสติกมักจะพัฒนามาจากปรากฏการณ์ทางธรรมชาติของสัตว์สังคมในการแก้ไขปัญหาและการดำเนินชีวิต ซึ่งเป็นแรงจูงใจในการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้สำหรับแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่เรียกว่า ปัญญาเชิงกลุ่ม (Swarm Intelligence) [2] เมตาฮิวริสติกถูกออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่มีความซับซ้อนซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพสูงและให้ประสิทธิภาพที่ดีเมตาฮิวริสติกที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย ได้แก่ วิธีซิมูเลทเทดแอนนีลลิง (Simulated Annealing ; SA), วิธีทาบูลาร์เซิร์ช (Tabu Search) วิธีนิวรัลเน็ตเวิร์ค (Neural Network), วิธีทางพันธุกรรม (Genetic Algorithm ; GA), วิธีหาค่าเหมาะสมแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization ; PSO), และวิธีแบท (Bat Algorithm : BA)

วิธีเมตาฮิวริสติกที่ใช้เทคนิคปัญญาเชิงกลุ่มส่วนใหญ่ถูกนำมาใช้ในการคำนวณเชิงวิศวกรรมศาสตร์และโลจิสติกส์เพื่อแก้ปัญหาการหาเส้นทาง ปัญหาการจัดลำดับการผลิต ปัญหาการหาขนาดผลิตที่เหมาะสม เช่น ในปี 2012 Gupta และคณะ [3] ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วยวิธี GA และวิธี PSO ในการกำหนดนโยบายสินค้าคงคลัง 3 ระดับ ในขณะเดียวกัน ภาสุระ อังกุลานนท์ [4] ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีแก้ไขปัญหาการวางแผนการผลิตรวมด้วยวิธี BA และวิธี PSO ต่อมาในปี 2018 Kumar และคณะ ได้ทำการศึกษาการหาค่าเหมาะสมที่สุดของโซ่อุปทานหลายระดับขั้นที่มีสองฟังก์ชันวัตถุประสงค์ด้วยวิธี PSO [5] นอกจากนี้ยังมีการศึกษาการใช้วิธีแบทในการหาโค้งควบคุมที่เหมาะสมโดย เอกพงษ์ และ อนงค์ฤทธิ์ [6] จึงเป็นที่น่าสนใจที่จะนำวิธี BA มาใช้ในการแก้ปัญหาสินค้าคงคลัง 3 ระดับ งานวิจัยนี้จึงทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าเหมาะสมแบบกลุ่มอนุภาค และวิธีการหาค่าเหมาะสมด้วยวิธีแบทในการจัดการสินค้าคงคลัง 3 ระดับขั้น

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การหาค่าเหมาะสมแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization ; PSO)

การหาค่าเหมาะสมแบบกลุ่มอนุภาคถูกคิดค้นโดย Wilson ในปี 1975 นักวิจัยชาวอังกฤษได้กล่าวถึงการหาอาหารร่วมกันของฝูงนกที่ก่อให้เกิดประสบการณ์ในการหาอาหารของนกแต่ละตัวในฝูงทำให้นกตัวอื่นสามารถเข้าถึงแหล่งอาหารได้ และทำให้ไม่เกิดการแย่งชิงอาหารระหว่างนกแต่ละตัวภายในฝูง [7] ต่อมาในปี 1987 Reynolds [8] ได้ทำการศึกษาพฤติกรรมในการหาอาหารของฝูงนกพบว่านกแต่ละตัวจะรักษากฎ 3 ประการ คือ กฎการแยกกันเมื่อเข้าใกล้กันมากเกินไป กฎการจัดแนวเพื่อให้นกแต่ละตัวมุ่งไปในทิศทางเดียวกันกับตัวข้างๆ และกฎการประสานงานกันของนกแต่ละตัวเพื่อให้เดินทางไปในตำแหน่งที่มีระยะห่างเดียวกันโดยเฉลี่ยกับเพื่อนที่อยู่ข้างๆ กัน และในปี 1995 Kennedy และ Eberhart [9] ได้พัฒนาการศึกษาของ Reynolds โดยการจำลองกระบวนการหาอาหารของนกคือการหาระยะห่างระหว่างอาหารกับตนเอง

ของนกแต่ละตัวพร้อมทั้งทำการสื่อสารกับนกในฝูง จากนั้นนกทั้งฝูงจะเลือกบินตามนกตัวที่อยู่ใกล้อาหารมากที่สุด และทำเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนบินถึงแหล่งอาหาร ทำให้เกิดวิธีการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาค (PSO) ขึ้น

การหาค่าเหมาะสมแบบกลุ่มอนุภาค (PSO) จะแทนคำตอบที่เป็นไปได้ด้วยตำแหน่งของอนุภาค (นกแต่ละตัว) อนุภาคทุกตัวจะมีค่าฟิตเนสที่หาได้จากฟังก์ชันฟิตเนส (ฟังก์ชันวัตถุประสงค์) ที่ใช้ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ค่าความเร็วในการเดินทางที่จะเป็นตัวกำกับระยะการเดินทางของอนุภาคโดยอนุภาคทุกตัวจะเดินตามอนุภาคที่อยู่ใกล้ตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุด (gbest) ซึ่งในการเคลื่อนที่แต่ละครั้งอนุภาคจะจดจำตำแหน่งที่ดีที่สุดของตนที่พบมา (pbest) และจะทำการปรับความเร็วด้วยค่าองค์ประกอบความเร่ง จากนั้นนำความเร็วที่ปรับแล้วไปหาตำแหน่งที่ดีกว่าที่พบมา

2.1.1 พารามิเตอร์ของวิธี PSO

$x(t)$ คือ ตำแหน่งของอนุภาคหรือคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมด ซึ่งมีมิติเท่ากับ k เมื่อ k เป็นจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการหาค่าเหมาะสม รอบที่ t โดย

$$x_{i,k}(t) = [x_{i,1}(t), x_{i,2}(t), x_{i,3}(t), \dots, x_{i,k}(t)]$$

n คือ จำนวนประชากรหรือจำนวนอนุภาค

$v(t)$ คือ ความเร็วของกลุ่มอนุภาค ซึ่งความเร็วของอนุภาคตัวที่ i มิติ k ของรอบการค้นหาค่าที่ t สามารถเขียนได้เป็น $v_{i,k}(t)$

p_{best} คือ ค่าที่ดีที่สุดของแต่ละอนุภาคจะมีการปรับค่าอยู่ตลอดเวลาในระหว่างการทำคำตอบที่เหมาะสมที่สุด

g_{best} คือ ตำแหน่งที่ดีที่สุดของกลุ่มอนุภาคที่คัดมาจากค่าที่ดีที่สุดของอนุภาคทุกตัวเท่าที่ผ่านมาของการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

t_{max} คือ จำนวนรอบในการค้นหาคำตอบด้วยวิธี PSO

$[x_{min}, x_{max}]$ คือ ช่วงของอนุภาค (Particle Range)

c_1, c_2 คือ องค์ประกอบความเร่ง

w คือ ค่าการถ่วงน้ำหนัก

2.1.2 ขั้นตอนการทำงานของวิธี PSO

ขั้นที่ 1 : กำหนดค่าเริ่มต้นโดยทำการสุ่มค่าพารามิเตอร์ตำแหน่งของอนุภาค ($x_{i,k}(t)$) ที่อยู่ในช่วง $[x_{min}, x_{max}]$ ความเร็วของอนุภาค ($v_{i,k}(t)$) และ

หาค่าฟิตเนส $f(x(t))$ ให้กับอนุภาคแต่ละตัว

จากนั้นคำนวณหา p_{best} และ g_{best}

ขั้นที่ 2 : เพิ่มค่า $t = t+1$

ขั้นที่ 3 : ปรับค่าความเร็วของอนุภาคแต่ละตัวจากค่า $v_{i,k}(t)$, $p_{best}(t)$ และ $g_{best}(t)$ ที่ได้จากขั้นตอนข้างต้น ตามสมการที่ (1)

$$v_{i,k}(t+1) = w \times v_{i,k}(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{best}(t) - x_{i,k}(t)) + c_2 \times r_2 \times (g_{best}(t) - x_{i,k}(t)) \quad (1)$$

ขั้นที่ 4 : นำค่าความเร็วที่ได้มาปรับค่าตำแหน่งของอนุภาคแต่ละตัวดังสมการที่ (2)

$$x_{i,k}(t+1) = x_{i,k}(t) + v_{i,k}(t+1) \quad (2)$$

ขั้นที่ 5 : คำนวณค่าฟิตเนส $f(x_{i,k}(t+1))$ และหาค่า $p_{best}(t+1)$ และ $g_{best}(t+1)$

ขั้นที่ 6 : ทำซ้ำตั้งแต่ขั้นที่ 2 - 5 จนกว่า $t = t_{max}$ แล้วจึงยุติการค้นหา

2.2 การหาค่าเหมาะสมด้วยวิธีแบท (Bat Algorithm ; BA)

การหาค่าเหมาะสมด้วยวิธีแบทมีแนวคิดจากพฤติกรรมการในการหาอาหารของค้างคาวซึ่งเป็นสัตว์เลี้ยงลูกด้วยนมที่เล็กที่สุดในโดยเกิดจากการปล่อยคลื่นเสียงที่มีความถี่สูงของค้างคาว (Sonar) ไปกระทบเหยื่อแล้วเกิดการสะท้อนกลับมายังหูของค้างคาวทำให้สามารถรู้ถึงตำแหน่งและระยะห่างของสิ่งกีดขวางเพื่อนำทางไปหาเหยื่อหรืออาหาร และหลีกเลี่ยงอุปสรรคต่าง ๆ วิธีแบทถูกนำเสนอโดย Yang, X.S. [10] ในปี 2010 ซึ่งมีลักษณะการทำงานดังต่อไปนี้

1. ค้างคาวค้นหาค่าตำแหน่งของเหยื่อหรือวัตถุโดยใช้เสียงสะท้อนกลับเพื่อรับรู้ถึงระยะทางและความแตกต่างระหว่างอาหาร เหยื่อ และสิ่งกีดขวาง
2. ค้างคาวบินอย่างไร้แบบแผน (Randomly) ด้วยความเร็วที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงความถี่พัลส์และความดังของเสียง ซึ่งการปล่อยพัลส์จะเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ เมื่อค้างคาวเข้าใกล้เหยื่อเพิ่มมากขึ้น
3. ความดังของเสียงค้างคาว (Loudness, A) สามารถเปลี่ยนแปลงได้หลายรูปแบบซึ่งความดังจะลดลงเรื่อย ๆ เมื่อค้างคาวเข้าใกล้เหยื่อเพิ่มมากขึ้น

2.2.1 พารามิเตอร์ของวิธี BA

x_i^t คือ ค่าตอบของค้างคาวตัวที่ i ในรอบการค้นหาคำตอบเท่ากับ t ซึ่งมีมิติเท่ากับ k เมื่อ k เป็นจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการหาค่าเหมาะสม

v_i^t คือ ความเร็วของค้างคาวตัวที่ i ในรอบการค้นหาคำตอบ
เท่ากับ t
 f_i คือ ความถี่พัลส์ของค้างคาวตัวที่ i
 A_i คือ ความดังของเสียงค้างคาวตัวที่ i
 r_i คือ อัตราการปล่อยพัลส์ของค้างคาวตัวที่ i
 n คือ จำนวนค้างคาวทั้งหมด
 t คือ จำนวนรอบในการค้นหาคำตอบ
ซึ่งพารามิเตอร์ข้างต้นสามารถคำนวณได้จากสมการ
ดังต่อไปนี้

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (3)$$

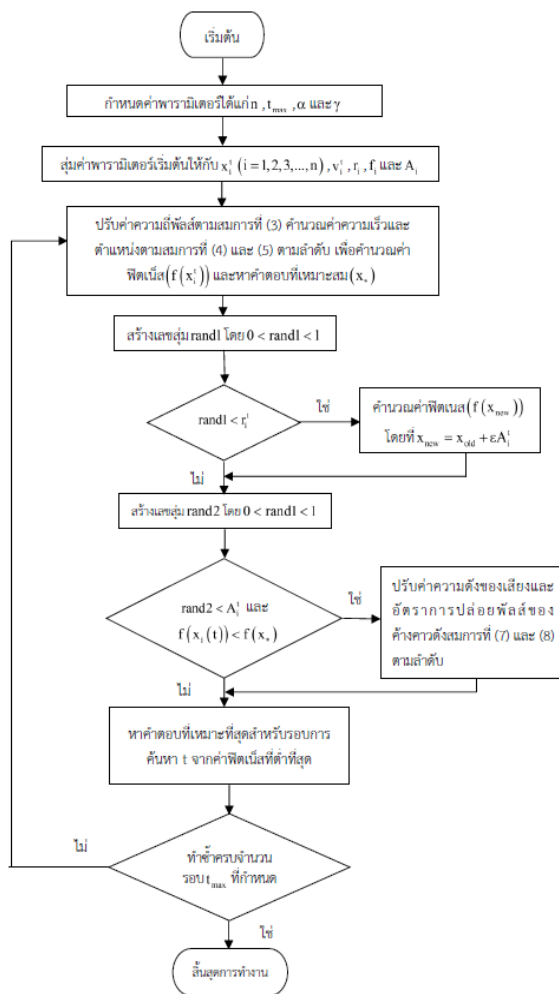
$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^{t-1} - x_*)f_i \quad (4)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (5)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)]; r \in [0,1] \quad (6)$$

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (7)$$

2.2.2 ขั้นตอนการทำงานของวิธี BA แสดงใน
แผนภาพต่อไปนี้



รูปที่ 1 แผนภาพขั้นตอนการทำงานของวิธี BA

3. แบบจำลองสินค้าคงคลัง 3 ระดับ

แบบจำลองสินค้าคงคลัง 3 ระดับที่ทำการศึกษาประกอบด้วยระดับชั้นที่ 1 คือ โรงงานผลิตรายหนึ่งที่ทำการผลิตสินค้าเพื่อส่งมอบสินค้าไปยังศูนย์กระจายสินค้าซึ่งอยู่ในระดับชั้นที่ 2 และสินค้านั้นถูกส่งซื้อจากศูนย์การค้าปลีกที่เป็นขั้นสุดท้ายของสินค้าคงคลัง 3 ระดับชั้นซึ่งจะต้องทราบความต้องการของสินค้าของลูกค้าเพื่อกำหนดปริมาณการสั่งซื้อของศูนย์การค้าปลีกให้มีความคุ้มค่าใช้จ่ายรวมต่ำที่สุด ในขณะที่ปริมาณการสั่งซื้อสินค้าของศูนย์กระจายสินค้าและโรงงานจะต้อง ถูกคำนวณให้เพียงพอต่อความต้องการของลูกค้าและทำให้เกิดค่าใช้จ่ายต่ำที่สุดเช่นกัน ด้วยเหตุนี้การจัดการสินค้าคงคลัง 3 ระดับชั้น จึงต้องคำนึงถึงปริมาณการสั่งซื้อในระดับชั้นต่าง ๆ เพื่อให้เกิด การบริหารจัดการสินค้าคงคลังที่มีประสิทธิภาพ โดยกำหนดข้อตกลงเบื้องต้น (Assumption) สำหรับการศึกษาดังนี้

1. ความต้องการสินค้าทราบล่วงหน้า และความต้องการคงที่
2. ปริมาณที่สั่งเติมสินค้าคงคลังไปจะได้รับพร้อมกันทั้งหมด
3. ปริมาณการสั่งซื้อสินค้าของศูนย์กระจายสินค้าเป็นสัดส่วนกับปริมาณการสั่งซื้อของศูนย์การค้าปลีก
4. ปริมาณการสั่งซื้อสินค้าของโรงงานเป็นสัดส่วนกับปริมาณการสั่งซื้อของศูนย์การค้าปลีก
5. ไม่อนุญาตให้มีการขาดมือ



3.1 การกำหนดสัญลักษณ์

TCs = ค่าใช้จ่ายรวมของการจัดการสินค้าคงคลัง 3 ระดับ (บาท)

S_R = ค่าใช้จ่ายในการสั่งซื้อสินค้าของศูนย์การค้าปลีก (บาท)

S_{DC} = ค่าใช้จ่ายในการสั่งซื้อสินค้าของศูนย์กระจายสินค้า (บาท)

- S_M = ค่าใช้จ่ายในการตั้งเครื่องจักรใหม่ (บาท)
 q_R = ปริมาณการสั่งซื้อของผู้ค้าปลีก
 q_{DC} = ปริมาณการสั่งซื้อของศูนย์กระจายสินค้า
 q_M = ปริมาณการสั่งซื้อของโรงงาน
 δ = อัตราส่วนในการกำหนดปริมาณการสั่งซื้อของศูนย์กระจายสินค้า
 γ = อัตราส่วนในการกำหนดปริมาณการสั่งซื้อของโรงงาน
 C_R = ราคาสินค้าคงคลังของผู้ค้าปลีก (บาทต่อหน่วย)
 C_{DC} = ราคาสินค้าคงคลังของศูนย์กระจายสินค้า (บาทต่อหน่วย)
 C_M = ราคาสินค้าคงคลังของโรงงาน (บาทต่อหน่วย)
 D = อุปสงค์ของสินค้า (หน่วย)
 k = อัตราค่าจัดเก็บสินค้า (เปอร์เซ็นต์ต่อปี)

3.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์

$$TC_s = \left(S_R + \frac{S_{DC}}{\delta} + \frac{S_M}{\gamma} \right) \frac{D}{q_R} + (C_R + (\delta - 1)C_{DC} + \delta(\gamma - 1)C_M) \frac{q_R k}{2} \quad (8)$$

ภายใต้เงื่อนไขดังต่อไปนี้

$$q_M = \gamma q_{DC} \quad (9)$$

$$q_{DC} = \delta q_R \quad (10)$$

$$q_R + q_{DC} + q_M \leq D \quad (11)$$

4. การจำลองสถานการณ์

ในการศึกษาได้จำลองสถานการณ์สินค้าคงคลัง 3 ระดับ ประกอบด้วย โรงงานผลิต (Manufacturer ; M), ศูนย์กระจายสินค้า (Distribution center ; DC) และ ศูนย์การค้าปลีก (Retailer ; R)

4.1 กำหนดให้พารามิเตอร์ของตัวแบบมีค่าดังต่อไปนี้

1. อุปสงค์ของสินค้าเท่ากับ 15,000 หน่วย
2. ค่าใช้จ่ายในการสั่งซื้อสินค้าของผู้ค้าปลีก (S_R) เท่ากับ 600 บาท
3. ค่าใช้จ่ายในการสั่งซื้อสินค้าของศูนย์กระจายสินค้า (S_{DC}) เท่ากับ 2,200 บาท
4. ค่าใช้จ่ายในการตั้งเครื่องจักรใหม่ (S_M) เท่ากับ 1,000 บาท

5. อัตราค่าจัดเก็บสินค้า (k) เท่ากับ 20 เปอร์เซ็นต์
6. ราคาสินค้าคงคลังของผู้ค้าปลีก (C_R) เท่ากับ 60 บาทต่อหน่วย
7. ราคาสินค้าคงคลังของศูนย์กระจายสินค้า (C_{DC}) เท่ากับ 40 บาทต่อหน่วย
8. ราคาสินค้าคงคลังของโรงงาน (C_M) เท่ากับ 20 บาทต่อหน่วย

4.2 ทำการแบ่งสถานการณ์ที่ศึกษาออกเป็น 2 กรณี ดังนี้

กรณีที่ 1 ศึกษาประสิทธิภาพของการเปลี่ยนแปลงจำนวนรอบที่ค้นหาคำตอบ (t) ของทั้ง 2 วิธี โดยทำการทดลองที่ 7 ระดับการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์จำนวนรอบที่ค้นหาคำตอบได้แก่ $t = 10, 30, 50, 100, 300, 500$ และ 1,000

กรณีที่ 2 ศึกษาประสิทธิภาพของการเปลี่ยนแปลงจำนวนอนุภาค (สำหรับวิธี PSO) จำนวนค่าคงตัว (สำหรับวิธี BA) ของวิธีค้นหาคำตอบทั้ง 2 วิธี โดยทำการทดลองที่ $n = 300, 500$ และ 1,000

5. ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ใช้โปรแกรม R ในการประมวลผลภายใต้เครื่องคอมพิวเตอร์มีหน่วยประมวลผลกลาง intel Corei7™ 2.50 GHz หน่วยความจำหลัก (RAM) 4 GB ระบบปฏิบัติการ Microsoft Windows 7 โดยทำการทดลองทั้งหมด 1,000 ครั้ง เพื่อทำการหาปริมาณการสั่งซื้อที่เหมาะสมที่สุด (q_R) ในแต่ละวิธี ตามพารามิเตอร์ (Parameters) ที่ใช้สำหรับวิธีหาค่าเหมาะสมสุดแบบกลุ่มอนุภาค ประกอบด้วย องค์ประกอบการเร่ง c_1 และ c_2 มีค่าเท่ากับ 1.3 และ 1.8 ตามลำดับ ค่าถ่วงน้ำหนัก (w) เท่ากับ 1 พารามิเตอร์ของวิธีแบบประกอบด้วย ค่าคงที่ $\alpha = 0.9$ และ $\gamma = 1.0$ เนื่องจากเป็นค่าที่ทำให้เกิดค่าใช้จ่ายต่ำที่สุดในการค้นหาคำตอบด้วยวิธีทั้งสองสำหรับปัญหาสินค้าคงคลัง 3 ระดับขึ้น

5.1 ผลการศึกษาประสิทธิภาพของการเปลี่ยนแปลงจำนวนรอบที่ค้นหาคำตอบ (t) ของวิธี PSO และวิธี BA

จากการคำนวณปริมาณการสั่งซื้อที่เหมาะสมที่สุดพร้อมทั้งเก็บข้อมูลเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของทั้ง 2 วิธี และทำการ

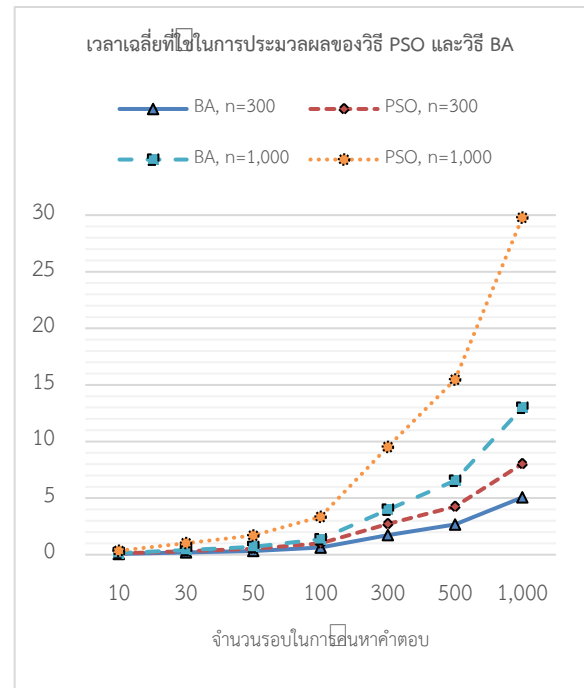
คำนวณค่าใช้จ่ายรวมโดยเฉลี่ยซึ่งแสดงผลในตารางที่ 1 และ ตารางที่ 2 ตามลำดับ พบว่าการหาค่าเหมาะสมด้วยวิธี PSO ทำให้เกิดค่าใช้จ่ายรวมเฉลี่ยต่ำกว่าวิธีแบบเฉลี่ย 0.46 เปอร์เซ็นต์ในทุกระดับของพารามิเตอร์ t โดยที่การค้นหาคำตอบด้วยวิธี PSO จะเริ่มรู้เข้าสู่คำตอบที่เหมาะสมเมื่อพารามิเตอร์ t มีค่าตั้งแต่ 30 เป็นต้นไป นอกจากนี้ยังพบว่าการเพิ่มขึ้นของจำนวนรอบที่ค้นหาคำตอบ (t) ส่งผลให้ค่าใช้จ่ายรวมโดยเฉลี่ยที่ได้จากการคำนวณทั้งสอง 2 วิธี ลดลงแต่เวลาที่ใช้ในการประมวลผลเพิ่มสูงขึ้น ทั้งนี้พบว่าการค้นหาคำตอบด้วยวิธี PSO ใช้เวลาสูงกว่าวิธี BA เฉลี่ย 36.54% เมื่อ $n = 300$ แต่เมื่อ $n = 500$ และ $1,000$ พบว่าใช้เวลาในการประมวลผลมากกว่าถึง 2 เท่า โดยเฉลี่ยแล้วใช้เวลาสูงกว่า 49.64% ดังแสดงในรูปที่ 3 และ 4

ตารางที่ 1 ค่าใช้จ่ายที่เกิดจากการประมวลผลหาปริมาณสั่งซื้อที่เหมาะสมด้วยวิธี PSO และวิธี BA

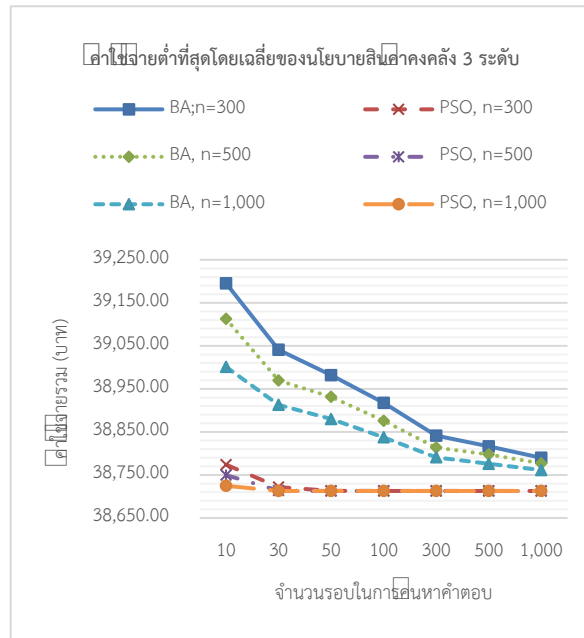
t	จำนวนอนุภาค/จำนวนคั้งควว (n)					
	300		500		1,000	
	BA	PSO	BA	PSO	BA	PSO
10	39,195.31	38,773.93	39,112.74	38,749.61	39,000.97	38,724.77
30	39,040.69	38,721.66	38,969.42	38,713.60	38,912.93	38,712.81
50	38,981.85	38,713.02	38,931.44	38,712.81	38,879.86	38,712.81
100	38,917.53	38,712.81	38,875.91	38,712.81	38,837.42	38,712.81
300	38,841.36	38,712.81	38,813.66	38,712.81	38,790.88	38,712.81
500	38,816.31	38,712.81	38,797.57	38,712.81	38,775.85	38,712.81
1,000	38,789.76	38,712.81	38,776.87	38,712.81	38,761.25	38,712.81

ตารางที่ 2 เวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการประมวลผลเพื่อค้นหาคำตอบของวิธี PSO และวิธี BA (วินาที)

t	จำนวนอนุภาค/จำนวนคั้งควว (n)					
	300		500		1,000	
	BA	PSO	BA	PSO	BA	PSO
10	0.069	0.107	0.075	0.17	0.142	0.349
30	0.203	0.314	0.223	0.495	0.417	1.022
50	0.326	0.519	0.369	0.822	0.691	1.691
100	0.63	1.001	0.734	1.619	1.371	3.35
300	1.727	2.721	2.077	4.454	3.979	9.527
500	2.669	4.251	3.377	7.082	6.543	15.467
1,000	5.062	8.028	6.627	13.611	12.99	29.785



รูปที่ 3 ค่าใช้จ่ายต่ำที่สุดโดยเฉลี่ยของนโยบายสินค้าคงคลัง 3 ระดับ



รูปที่ 4 เวลาที่ใช้ในการประมวลผลของวิธี PSO และวิธี BA

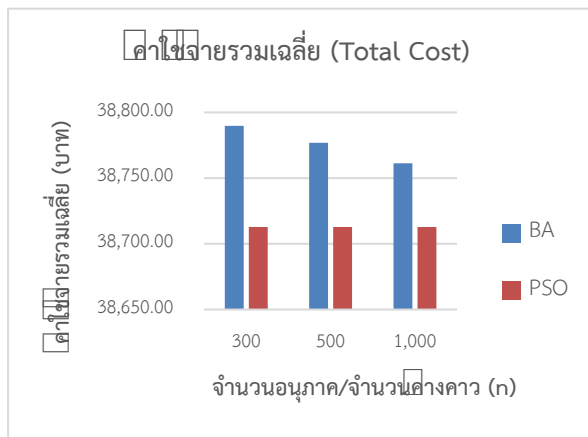
5.2 ผลการศึกษาประสิทธิภาพของการเปลี่ยนแปลงจำนวนอนุภาค (สำหรับวิธี PSO) จำนวนคั้งควว (สำหรับวิธี BA) ของวิธีค้นหาคำตอบทั้ง 2 วิธี

เมื่อพิจารณาค่าใช้จ่ายรวมเฉลี่ยที่เกิดจากการหาปริมาณการสั่งซื้อที่เหมาะสมด้วยวิธี BA และ PSO ตามพารามิเตอร์ n ดังแสดงในตารางที่ 3 พบว่าการหาค่าเหมาะสม

สุดท้ายวิธีอนุภาคมีค่าใช้จ่ายรวมเฉลี่ยต่ำกว่าวิธีแบบในทุก ระดับของพารามิเตอร์ n และพบว่าการเปลี่ยนแปลง พารามิเตอร์ n มีผลต่อประสิทธิภาพในการหาคำตอบด้วยวิธี BA แต่ไม่มีผลสำหรับวิธี PSO

ตารางที่ 3 ค่าใช้จ่ายต่ำสุดกรณีจำนวนรอบในการค้นหา คำตอบเท่ากับ 1,000 ของวิธี PSO และวิธี BA

จำนวน อนุภาค/ ค้างคา (n)	BA		PSO	
	Total Cost	Time	Total Cost	Time
300	38,789.76	5.062	38,712.81	8.028
500	38,776.87	6.627	38,712.81	13.611
1,000	38,761.25	12.990	38,712.81	29.786



รูปที่ 5 ค่าใช้จ่ายต่ำสุดกรณีจำนวนรอบในการค้นหาคำตอบ เท่ากับ 1,000

6. สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้นำเสนอการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ วิธีหาค่าเหมาะสมแบบกลุ่มอนุภาค (PSO) และวิธีแบบ (BA) ที่ใช้ในการหาปริมาณสั่งซื้อที่เหมาะสมสำหรับตัวแบบสินค้าคง คลัง 3 ระดับขึ้นเพื่อให้เกิดค่าใช้จ่ายรวมต่ำที่สุด จากผลการ ทดลองสรุปได้ว่าการหาคำตอบด้วยวิธี PSO มีประสิทธิภาพ มากกว่าวิธี BA ในทุกจำนวนรอบการค้นหาที่แตกต่างกันโดย คิดเป็นเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยเท่ากับ 0.46 แต่ใช้เวลาในการประมวล สูงกว่าคิดเป็นเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยเท่ากับ 49.64 นอกจากนี้ยัง

พบว่าจำนวนรอบในการค้นหาคำตอบมีผลต่อประสิทธิภาพใน การหาคำตอบด้วยวิธี BA ในขณะที่ไม่ค่อยส่งผลต่อวิธี PSO

เอกสารอ้างอิง

- [1] J. R. Stock and D. M. Lambert, Strategic Logistics Management, 4th ed., New York: McGraw-Hill, 2001.
- [2] บุญเจริญ ศิริเนาวกุล, ปัญญาประดิษฐ์: ปัญญาเชิง กลุ่ม (Artificial Intelligence: Swarm), กรุงเทพมหานคร: บริษัท สำนักพิมพ์ท็อป จำกัด, 2555.
- [3] A. Gupta, V. Narayan, A. Raj, Harsh and D. Nagaraj, "Comparative study of three echelon inventory optimization using genetic algorithm and particle swarm optimization," *International Journal of Trade, Economics and Finance*, vol. 3, pp. 205-208, 2012.
- [4] ภาสุระ อังกุลานนท์, "การศึกษาเปรียบเทียบวิธีการ แก้ไขปัญหาด้วยวิธีแบบและวิธีกลุ่มอนุภาค กรณีศึกษาการวางแผนการผลิต," ใน *การประชุมวิชาการช่วยงานวิศวกรรมอุตสาหกรรม ประจำปี พ.ศ. 2555*, กรุงเทพมหานคร, 2555.
- [5] V. R. Kumar, S. P. Anbu and K. Rameshkumar, "Optimization bi-objective, multi-echelon supply chain model using particle swarm intelligence algorithm," in *International Conference on Advances in Materials and Manufacturing Applications*, United Kingdom, 2018.
- [6] เอกพงษ์ มานิล และ อนงค์ฤทธิ์ แข็งแรง, "การ ประยุกต์ใช้การค้นหาด้วยวิธีแบบ ค้นหาโค้งควบคุมที่ เหมาะสม," ใน *การประชุมวิชาการมหาวิทยาลัย มหาสารคามวิจัย ครั้งที่ 14*, มหาสารคาม, 2561.

- [7] E. O. Wilson, *Sociobiology : The New Synthesis*, Cambridge: Belknap Press, 1975.
- [8] C. W. Reynolds, “Flocks, herds and schools : a distributed behavioral model,” *Computer Graphics*, vol. 21, no. 4, pp. 25-34, 1987.
- [9] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle swarm optimization,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia*, 1995.
- [10] X. S. Yang, “A new metaheuristic bat – inspired algorithm,” *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization Studies in Computational Intelligence.*, vol. 284, pp. 65-74, 2010.