การหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีหาค่าเหมาะที่สุดแบบโน้มถ่วงสำหรับปัญหาการตัดวัสดุแบบหนึ่งมิติ
Parameter Tuning of Gravitational Search Algorithm for One-dimensional Cutting Stock Problem

ธีรดา มหายาโน[1]
Email: Teeradacp@gmail.com
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชูศักดิ์ พรสิงห์[2]
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ทองแท่ง ทองลิ่ม[3]
นพคุณ แสงเขียว[2]
[1]นักศึกษาระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการงานวิศวกรรม ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการและการจัดการ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร
[2]ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการและการจัดการ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร
[3]สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีอุตสาหกรรม คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏหมู่บ้านจอมบึง

บทคัดย่อ

เทคโนโลยีที่ทันสมัยเข้ามามีบทบาทอย่างมากในการพัฒนาอุตสาหกรรมต่างๆ และหนึ่งในเทคโนโลยีที่กำลังถูกให้ความสนใจคือ ระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence: AI) ซึ่งมีการนำวิธีการเมตาฮิวริสติกที่รู้จักกันเป็นอย่างดี เช่น วิธีการเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm), วิธีการค้นหาค่าที่ดีที่สุดด้วยฝูงอนุภาค (Particle Swarm optimization) เป็นต้น มาช่วยพัฒนาประสิทธิภาพในการหาคำตอบด้วยระยะเวลาอันสั้น บทความนี้จึงนำเสนอวิธีการการปรับค่าพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธีการ (Algorithm) แบบโน้มถ่วงสำหรับปัญหาการตัดวัสดุแบบหนึ่งมิติ (1D-CSP of GSA) ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีการเมตาฮิวริสติก เนื่องจากการปรับค่าพารามิเตอร์ มีผลอย่างมากต่อประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการ และการตรวจสอบพารามิเตอร์โดยละเอียดทุกค่าความเป็นไปได้นั้น ใช้เวลานาน เพื่อลดความซับซ้อนและทำให้สามารถปรับเปลี่ยนค่าได้อย่างง่ายๆ ที่จะทำให้ค่าคำตอบออกมาได้ดี จึงได้นำวิธีการออกแบบการทดลอง (Design of Experiment: DOE) ไปใช้เป็นแนวทางในการปรับค่าพารามิเตอร์อย่างเป็นระบบ โดยการศึกษาครั้งนี้จะวัดผลจากค่าเฉลี่ยที่คิดเป็นเปอร์เซ็นต์ของจำนวนเศษที่เหลือจากการตัด ค่าเฉลี่ยของจำนวนวัสดุตั้งต้นที่ใช้ในการตัด และจากการวิเคราะห์ผลลัพธ์ยืนยันว่าการปรับพารามิเตอร์ได้ปรับปรุงประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการแบบโน้มถ่วงสำหรับปัญหาการตัดวัสดุแบบหนึ่งมิติ และจากผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองสามารถเห็นได้ชัดเจนที่ในเรื่องของการลดระยะเวลาในการหาคำตอบ

คำสำคัญ: การปรับค่าพารามิเตอร์ของ GSA, ปัญญาประดิษฐ์, วิธีการทากูชิ

Abstract

Modern technology plays a huge role in the development of various industries. And one of the technologies that is currently being focused is Artificial intelligence (AI), with the introduction of well-known metahetics, such as the Genetic Algorithm, Particle Swarm

Optimization, etc. Improve the efficiency of finding answers in a short time. This paper presents the parameter tuning of the gravitational algorithm for the one-dimensional cutting stock (1D-CSP of GSA), one of the methods of metahetics. Due to parameter tuning has critical influences on the performance of evolutionary algorithms. Deliberate parameter investigation and changing the value of them is time consuming. To reduce complexity and allow for easy tuning That will make the answer come out well Therefore, the Design of Experiment (DOE) is used as a guide for systematic parameter adjustment. The results are reported via an average percentage of the material waste after processing, average raw materials. And the results of the experiment can be clearly seen in terms of reducing the time to find the answer.

Keywords: Parameter Tuning of Gravitational Search Algorithm, Artificial intelligence, Taguchi Orthogonal Arrays

บทนำ

ในปัจจุบันได้มีการนำเทคโนโลยีทันสมัยเข้ามามีส่วนช่วยในด้านอุตสาหกรรมมากขึ้น หนึ่งในนั้น คือ ระบบปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งจะเห็นได้ว่าเทคโนโลยีเหล่านี้สามารถลดต้นทุนทั้งแรงงาน ทุนทรัพย์ และเวลาลงได้อย่างชัดเจนในขณะที่เพิ่มประสิทธิภาพการทำงานในเวลาเดียวกัน ระบบปัญญาประดิษฐ์สามารถแตกแขนงได้หลากหลาย เช่น การพัฒนาอัลกอริธึมเพื่อให้เครื่องจักรสามารถวางแผนการทำงานได้เอง (Automated Planning) เป็นต้น บทความนี้จึงได้ให้ความสนใจเกี่ยวกับการนำอัลกอริธึมวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบโน้มถ่วง (Gravitational Search Algorithm) ซึ่งเป็นหนึ่งเป็นวิธีการเมตาฮิวริสติก มาพัฒนาเพื่อแก้ปัญหาการตัดวัสดุแบบหนึ่งมิติ ซึ่งเป็นปัญหาการตัดวัสดุตั้งต้นที่มีขนาดความยาวมาตรฐาน ออกเป็นท่อนความยาวที่สั้นลงหรือวัสดุขนาดเล็ก ให้ได้ขนาดและความยาวครบตามจำนวนที่ต้องการ โดยคำนึงถึงมิติของความยาวเท่านั้น Dyckhoff (1990) ปัญหาการตัดวัสดุสามารถพบเจอได้ในหลากหลายอุตสาหกรรม เช่น อุตสาหกรรมผลิตบรรจุภัณฑ์ อุตสาหกรรมก่อสร้าง และอื่นๆ และเนื่องจาก ข้อเสียของวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบโน้มถ่วงนี้คือ จะต้องปรับค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสมด้วย จึงจะให้ค่าคำตอบที่ดีได้ บทความจึงนี้ได้เสนอวิธีการออกแบบการทดลองมาช่วยในการปรับค่าพารามิเตอร์ เพื่อให้ได้ค่าคำตอบที่เหมาะที่สุดจึงเป็นที่มาของบทความนี้

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อหาวิธีการปรับค่าพารามิเตอร์ของอัลกอริธึมแบบโน้มถ่วงสำหรับปัญหาการตัดวัสดุแบบหนึ่งมิติให้เหมาะที่สุด

ขอบเขตการวิจัย

บทความนี้จะใช้วิธีการทากูชิ (Taguchi Orthogonal Arrays) ซึ่งเป็นวิธีหนึ่งในการออกแบบการทดลอง มาใช้ในการทดลองปรับค่าพารามิเตอร์ เพื่อหาค่าที่เหมาะสม

วิธีดำเนินการวิจัย

1. ระเบียบวิธีวิจัย

บทความนี้เป็นการวิจัยเชิงทดลอง ที่มุ่งหาวิธีการปรับค่าพารามิเตอร์ของอัลกอริธึมแบบโน้มถ่วงสำหรับปัญหาการตัดวัสดุแบบหนึ่งมิติให้เหมาะที่สุด

2. ขั้นตอนการวิจัย

2.1 ศึกษาปัญหาการตัดวัสดุแบบหนึ่งมิติ

ลักษณะทั่วไปของปัญหาคือ การตัดวัสดุตั้งต้นที่มีขนาดความยาวมาตรฐาน ออกเป็นท่อนความยาวที่สั้นลงหรือวัสดุขนาดเล็ก ให้ได้ขนาดและความยาวครบตามจำนวนที่ต้องการ โดยคำนึงถึงมิติของความยาวเท่านั้น และจะต้องได้ค่าคำตอบตามวัตถุประสงค์ที่ดีด้วย ยกตัวอย่างเช่น เกิดค่าใช้จ่ายน้อยที่สุด มีเศษที่เหลือจากการตัดน้อยที่สุด เป็นต้น เพื่อที่จะออกแบบการตัดให้ได้ท่อนทั้งหมดครบถ้วนตามความต้องการ ซึ่งการออกแบบการตัดวัสดุ หมายถึงการออกแบบว่าวัสดุขนาดมาตรฐาน 1 ท่อน จะถูกตัดออกเป็นท่อนที่ความยาวใดบ้าง และขนาดละกี่ท่อน ทั้งนี้จะต้องมีผลรวมความยาวไม่เกินกว่าความยาวมาตรฐานของวัสดุมาตรฐาน

2.2 ศึกษาขั้นตอนวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบโน้มถ่วง (GSA)

วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบโน้มถ่วง Rashedi, Nezamabadi-pour and Saryazdi (2009) เป็นวิธีเพิ่มประสิทธิภาพที่ถูกนำมาใช้ในหลากหลายปัญหา Optimization วิธี GSA ถูกนำไปเปรียบเทียบกับวิธีฮิวริสติกอื่นๆ ที่เป็นที่รู้จักกันดี เช่น Particle swarm optimization (PSO) และผลลัพธ์ยืนยันประสิทธิภาพของวิธีนี้ วิธีแบบโน้มถ่วงเป็นวิธีการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยอาศัยหลักการของแรงโน้มถ่วง มีพื้นฐานมาจากกฎแรงโน้มถ่วงของนิวตันพิจารณาระบบด้วยตัวแทน N มวล ซึ่งกำหนดตำแหน่งของตัวแทน i^{th} โดยที่

$$X_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n), i = 1, 2, \dots, N \tag{4}$$

ที่เวลา t เราสามารถนิยามแรงระหว่างวัตถุ i และ j ดังสมการที่ (5)

$$F_{ij}^d(t) = G(t)\frac{M_{pi}(t)\times M_{aj}(t)}{R_{ij}(t)+\varepsilon}\left(x_j^d(t) - x_i^d(t)\right) \tag{5}$$

โดยที่

M_{aj} คือมวลที่สัมพันธ์กับตัวแทน j ที่เวลา t, M_{pi} คือมวลที่สัมพันธ์กับตัวแทน i ที่เวลา t, $G(t)$ คือค่าคงตัวโน้มถ่วงที่เวลา t, ε คือค่าคงที่เล็กๆ, $R_{ij}(t)$ คือระยะห่างระหว่างตัวแทน i และ j ซึ่งสามารถหาค่า $R_{ij}(t)$ ได้ตามสมการที่ (6)

$$R_{ij}(t) = \left\| X_i(t), X_j(t) \right\|_2 \qquad (6)$$

เพื่อรักษาอัตราการลู่เข้าของ GSA ค่าคงที่แรงโน้มถ่วง G เริ่มต้นที่จุดเริ่มต้นโดยค่า G0 และจะลดลงตามเวลา t ดังสมการที่ (7)

$$G(t) = G_0 \exp\left(-\alpha_G \frac{t}{t_max}\right) \qquad (7)$$

และสมการที่ (8) แสดงการหาค่าแรงโน้มถ่วงรวมของตัวแทน i ที่มีมิติ d โดย rand_j คือค่าที่ได้จากการสุ่มตัวเลขตั้งแต่ 1 ถึง 0

$$F_i^d(\mathrm{t}) = \sum_{j=1, j\neq 1}^{N} rand_j F_{ij}^d(t) \qquad (8)$$

จากกฎของการเคลื่อนที่ อัตราเร่งของตัวแทน i คำนวณได้ดังสมการที่ (9) โดยที่ M_{ii} คือ มวลเฉื่อยของตัวแทน i

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_{ii}(t)} \qquad (9)$$

สมการที่ (10) เป็นสมการหาค่าความเร็วของตัวแทน i

$$v_i^d(t+1) = rand_i \times v_i^d(t) + a_i^d(t) \qquad (10)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \qquad (11)$$

ค่าของ $x_i^d(t+1)$ จะเท่ากับค่าปัจจุบันบวกกับค่าความเร็วดังสมการที่ (11)
การคำนวณค่ามวลสามารถคำนวณได้จาก สมการหาค่า fitness ตัวแทนที่มีค่า fitness ดีจะมีมวลมาก ซึ่งส่งผลให้เคลื่อนที่ช้า ฟังก์ชันที่ใช้ในการปรับปรุงมวลของตัวแทนมีดังนี้
โดยที่ $M_{ai} = M_{pi} = M_{ii} = M_i, i = 1,2, \ldots, N$

$$m_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \qquad (12)$$

$$M_i(\mathrm{t}) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^{N} m_j(t)} \qquad (13)$$

โดย $fit_i(t)$ คือ fitness ของตัวแทน i ที่เวลา t, $best(t)$ คือ ค่า fitness ที่ดีที่สุดของตัวแทนทุกตัว, $worst(t)$ คือ ค่า fitness ที่แย่ที่สุดที่เวลา t

2.3 ศึกษาการออกแบบการทดลอง (DOE)

การทดลองที่ได้รับการออกแบบมาอย่างดีจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการสืบค้นตัวแปรในกระบวนการ (Process variable) หรือตัวแปรของผลิตภัณฑ์ (Product variable) เนื่องด้วยทรัพยากรทีมีอย่างจำกัด (เวลา ต้นทุนการทดลอง บุคลากร วัสดุที่ใช้ในการทดลอง และอื่นๆ) ดังนั้นการทดลองแต่ละครั้งจะต้องให้สาระข้อมูลที่สำคัญที่สุด ซึ่งการทดลองที่มีการวางแผนที่ดีจะทำให้ได้สาระข้อมูลที่สำคัญและมีคุณภาพมากกว่าการทดลองที่เกิดขึ้นโดยไม่ได้รับการวางแผนมาก่อน ในงานวิจัยนี้ได้นำวิธีการทากูชิ (Taguchi Orthogonal Arrays) ซึ่งเป็นเทคนิคการออกแบบการทดลองที่รู้จักกันอย่างแพร่หลาย เครื่องมือที่ใช้คือ Orthogonal Arrays เป็นระบบเมตริกซ์ โดยมีอัตราส่วนแบบ Signal – to – noise (S/N) สุรพงศ์ บางพาน, พีรพันธ์ บางพาน, นฤเบศร์ นางเมาะ และพงศ์สุวรรณ จันตาธิ (2559)

2.4 การปรับตั้งค่าพารามิเตอร์ของ 1D-CSP of GSA

การตรวจสอบชุดค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดด้วยตนเองนั้นซับซ้อนและใช้เวลานาน เพื่อค้นหาการกำหนดค่าที่ดีที่สุดบทความนี้จึงนำวิธีการทากูชิ มาใช้ ซึ่งกระบวนการของการออกแบบและดำเนินการ Amoozegar and Rashedi (2014) โดย

ขั้นตอนที่ 1: ในขั้นตอนแรกเลือกปัจจัยที่มีผลต่ออัลกอริทึม หลังจากนี้ระดับของแต่ละปัจจัยจะถูกกำหนดด้วยระดับเป็นค่าที่เป็นไปได้ ซึ่งจะแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การเลือกพารามิเตอร์และระดับของพารามิเตอร์

พารามิเตอร์	**ระดับของพารามิเตอร์**			
	ระดับที่1	**ระดับที่2**	**ระดับที่3**	**ระดับที่4**
Population Size ($\boldsymbol{N}$)	20	35	50	60
Alpha in eq.7 ($\boldsymbol{\alpha}$)	10	20	30	50
ค่าเริ่มต้น ($\boldsymbol{G_0}$)	10	50	100	150

ขั้นตอนที่ 2: ออกแบบ Orthogonal Arrays มีตัวเลือกสำหรับการสร้าง Orthogonal Arrays ของทากูชิ John Cimbala (2014) สำหรับการออกแบบการทดลองขึ้นอยู่กับจำนวนครั้งที่คุณเลือกทดสอบแต่ละระดับของแต่ละพารามิเตอร์ ตามตัวเลือกอาร์เรย์ที่เสนอโดย Taguchi L'16 ตารางที่ 2 จะแสดงการทดสอบที่ออกแบบใน L'16 ซึ่งมีชุดค่าผสม 16 คู่ โดยทั่วไปเพื่อให้ได้ค่าคำตอบที่เชื่อถือได้ของ GSA และอัลกอริธึมวิวัฒนาการอื่น ๆ จำเป็นต้องมีการรันหลายครั้งและจะแสดงค่าเฉลี่ย โปรดคำนึงถึงว่าหากแต่ละการทดสอบต้องการดำเนินการ 20 ครั้ง การทดสอบทั้งหมดจะเท่ากับ 4^3 * 20 =1,280 ครั้ง ในขณะเดียวกันวิธีการของทากูชิสามารถลดการทดสอบเหล่านี้จะเหลือเพียง 16 * 20 = 320 ครั้ง

ตารางที่ 2 การทดสอบที่ออกแบบโดยใช้ Taguchi Orthogonal Array L'16

การทดสอบที่	N	α	G_0	การทดสอบที่	N	α	G_0
1	1	1	1	**9**	3	1	3
2	1	2	2	**10**	3	2	4
3	1	3	3	**11**	3	3	1
4	1	4	4	**12**	3	4	2
5	2	1	2	**13**	4	1	4
6	2	2	1	**14**	4	2	3
7	2	3	4	**15**	4	3	2
8	2	4	3	**16**	4	4	1

ขั้นตอนที่ 3: สำหรับปัญหาที่เลือกแต่ละข้อในการทดสอบ 16 ครั้งควรดำเนินการตาม เงื่อนไขของการทดลองแต่ละครั้งอธิบายไว้ใน Orthogonal Arrays ที่เลือกไว้ดังตารางที่ 2 ตัวอย่างเช่นแถวแรกของ L'16 แสดงค่าของปัจจัยทั้งหมดที่ต้องตั้งค่าเป็นอันดับแรก ดังนั้นในการทดสอบครั้งแรกพารามิเตอร์ของ GSA จึงตั้งค่าดังนี้: N = 20, α = 10 และ G_0 = 10 โดยจำนวนรอบในการดำเนินการ (Max number of iteration) แต่ละการทดสอบคือ 1000 รอบ

ผลการวิจัย

ตัวอย่างของปัญหาการตัดวัสดุแบบหนึ่งมิติที่นำมาใช้ทดสอบ เป็น 1 ปัญหาจากทั้งหมด 28 ปัญหาที่ยาก ในงานวิจัยของ Belov and Scheithauer (2003) ในปัญหาประกอบด้วย วัสดุตั้งต้นขนาดความยาว 1000 มิลลิเมตรจำนวนไม่จำกัดและ จำนวนขนาดของชิ้นงาน 136 ขนาดที่ทั้งขนาดและจำนวนที่ชิ้นที่ต้องการแตกต่างกัน ตารางที่ 3 จะแสดงค่าคำตอบโดยเฉลี่ยของทั้ง 16 การทดสอบจากวิธีการ Taguchi Orthogonal Array

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบ

การทดสอบที่	จำนวนท่อนเฉลี่ย	%เศษเหลือเฉลี่ย	%utilization	เวลาเฉลี่ย (วินาที)
1	76	19.07	80.80	15.44
2	76	19.53	80.44	15.26
3	79	21.83	77.97	15.48
4	79	22.46	77.47	15.41
5	75	18.32	81.62	25.47
6	76	19.59	80.37	24.92
7	77	20.83	79.19	25.48
8	76	19.20	80.72	25.09
9	75	18.59	81.41	34.68
10	79	22.02	77.81	25.17
11	76	19.53	80.43	34.98

การทดสอบที่	จำนวนท่อนเฉลี่ย	%เศษเหลือเฉลี่ย	%utilization	เวลาเฉลี่ย (วินาที)
12	75	18.19	81.74	34.44
13	77	19.66	80.13	41.38
14	75	18.06	81.83	41.20
15	75	17.59	82.24	42.19
16	77	20.25	79.64	43.63

สรุป และอภิปรายผล

จากผลการทดสอบการปรับค่าพารามิเตอร์ ทั้ง 16 ชุดการทดสอบและแต่ละชุดการทดสอบมีการทำซ้ำ 20 ครั้ง จะได้ค่าคำตอบโดยเฉลี่ยของทั้ง 16 การทดสอบดังแสดงดังตารางที่ 3 สรุปได้ว่า ค่าคำตอบที่ให้ค่าต่ำที่สุด คือ ใช้จำนวนท่อนเฉลี่ย 75 ท่อน, %เศษเหลือเฉลี่ยเท่ากับ 17.59 %utilization เท่ากับ 82.24 เวลาที่ใช้ในการดำเนินงานเฉลี่ยเท่ากับ 42.19 วินาที อยู่ในการทดสอบที่ 15 มีการปรับค่าพารามิเตอร์ ดังนี้: N = 60, α = 30 และ G_0 = 50 และถ้าพิจารณาในเรื่องของเวลา จะเห็นได้ว่าในการทดสอบที่ 5 ใช้จำนวนท่อนเฉลี่ย 75 ท่อนเท่ากับกับทดสอบที่ 15 มี %เศษเหลือเฉลี่ยเท่ากับ 18.32 ซึ่งต่างจากการทดสอบที่ให้ค่าต่ำที่สุดเพียง 1.34% %utilization เท่ากับ 81.62% ต่างจากการทดสอบที่ให้ค่าต่ำที่สุดเพียง 0.62% และใช้เวลาในการดำเนินงานเฉลี่ยเพียง 25.47 วินาที ซึ่งน้อยกว่าการทดสอบที่ให้ค่าต่ำที่สุดถึง 16.73 วินาที มีการปรับค่าพารามิเตอร์ ดังนี้: N = 35, α = 10 และ G_0 = 50 ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของการเลือกนำไปใช้ในงานนั้นๆ

ข้อเสนอแนะ

แต่หากค่าที่จะนำไปใช้จริงนั้น ไม่ใช่ค่าเฉลี่ยแต่เป็นค่าคำตอบที่ต่ำที่สุดของแต่ละการทดลองนั้นๆ จึงแสดงค่าคำตอบที่ต่ำที่สุดของแต่ละการทดสอบทั้ง 16 การทดสอบโดยเรียงจาก การทดสอบที่ให้ค่าต่ำที่สุดไปจนถึงการทดสอบที่ให้ค่าสูงที่สุดได้ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 แสดงค่าคำตอบที่ต่ำที่สุดของแต่ละการทดสอบ

การทดสอบที่	จำนวนท่อน	%เศษเหลือ	%utilization	เวลา (วินาที)
15	71	14.14	85.86	43.68
8	72	15.34	84.66	24.98
9	72	15.34	84.66	34.48
12	72	15.34	84.66	34.24
2	73	16.50	83.50	15.20
5	73	16.50	83.50	25.09
7	73	16.50	83.50	24.89
14	73	16.50	83.50	41.94
1	74	17.62	82.38	16.52
3	74	17.62	82.38	15.30
4	74	17.62	82.38	16.66
11	74	17.62	82.38	35.45
13	74	17.62	82.38	41.13
6	75	18.72	81.28	25.69
16	75	18.72	81.28	45.96
10	77	20.83	79.17	24.75

จะเห็นว่า ค่าคำตอบที่ให้ค่าต่ำที่สุด คือ ใช้จำนวนท่อน 71 ท่อน, %เศษเหลือเท่ากับ 14.14, %utilization เท่ากับ 85.86 เวลาที่ใช้ในการดำเนินงานเท่ากับ 43.68 วินาที อยู่ในการทดสอบที่ 15 มีการปรับค่าพารามิเตอร์ ดังนี้: N = 60, α = 30 และ G_0 = 50

เอกสารอ้างอิง

Belov, G. & Scheithauer, G. (2003). A branch-and-cut and-price algorithm for one dimensional stock cutting and two-dimensional two-stage cutting. Dresden University.

John Cimbala, M. (2014). Taguchi Orthogonal Arrays. Penn State University.

Dyckhoff, H. (1990). A typology of cutting and packing problems. European Journal of Operational Research (Vol. 44, pp. 145-159).

Rashedi E., Nezamabadi-pour, H. & Saryazdi, S. GSA: a gravitational search algorithm, Information Sciences (Vol. 179, pp. 2232-2248).

Amoozegar, M. & Rashedi, E. (2014) Parameter Tuning of GSA Using DOE. Graduate University of Advanced Technology.

สุรพงศ์ บางพาน, พีรพันธ์ บางพาน, นฤเบศร์ นางเมาะ และพงศ์สุวรรณ จันตาธิ. (2559) การประยุกต์ด้วยทากุชิสำหรับค่าที่ดีที่สุดของกระบวนการกลึงชิ้นงานประกอบเพลาโดยผลกระทบของค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการผลิต. วารสารวิชาการ วิศวกรรมศาสตร์ ม.อบ, ปีที่ 9 (ฉบับที่ 1, หน้า. 1-10).