

## การแก้ปัญหาผลตอบสนองหลายอย่างของการตัดเลเซอร์สำหรับเหล็ก SM490

โดยใช้การวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์

Solving problem the multiple-response optimization of laser cutting for

SM490 steel using grey relational analysis

อรจิตร แจ่มแสง<sup>1\*</sup> และ นิวัฒน์ มูเก็ม<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> สาขาวิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมอุตสาหการ คณะอุตสาหกรรมและเทคโนโลยี

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์ วิทยาเขตวังไกลกังวล

E-mail: orajit.pra@at.rmutr.ac.th\* niwat.moo@rmutr.ac.th

Orajit Jaemsang<sup>1\*</sup> and Niwat Mookam<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Department of Industrial Engineering Technology, Faculty of industry and technology,

Rajamangala University of Technology Rattanakosin Wang Klai Kangwon Campus

E-mail : orajit.pra@at.rmutr.ac.th\* niwat.moo@rmutr.ac.th

### บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของงานวิจัยกำหนดสภาวะการตัดที่เหมาะสมของการตัดเลเซอร์ ตัวแปรการตัดในการศึกษา คือ พลังงาน ความเร็วและแรงดันแก๊สในการตัด ออกแบบการทดลองใช้แฟคทอเรียลแบบเต็มรูป ใช้การออกแบบและวิเคราะห์การทดลอง (DOE) และการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์กำหนดตัวแปรที่เหมาะสม ผลแสดงให้เห็นว่าการใช้การวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์มีความน่าเชื่อถือมากกว่า DOE นอกจากนี้วิธีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์สามารถนำมาแก้ปัญหาสถานการณ์ที่เหมาะสมในกรณีหลายผลตอบสนองได้ สภาวะการตัดที่เหมาะสมที่ได้มาจากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์ปรับปรุงคุณลักษณะการตัดให้ดีขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับผลเดิมที่ใช้ก่อนปรับปรุง

**คำสำคัญ :** การตัดเลเซอร์, การวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์, ผลตอบสนองหลายอย่าง

### Abstract

The objective of this research was to determine an optimal cutting condition of laser cutting. The cutting parameters investigated in this study on power, gas pressure, and cutting speed. Full factorial design was employed as the experimental strategy. Design and analysis of experiment (DOE) and Grey relational analysis using determine optimization parameter. Results showed that the optimal cutting condition was reliability that more DOE. In addition, grey relational analysis method was an effective optimal solving solution in case of multiple responses. The optimal cutting conditions received from grey relational analysis provided an

improvement of the cutting characteristics compared to responses of the pre-improvement cutting conditions.

**Keywords :** Laser cutting, Grey relational analysis, Multiple-response optimization

## 1. บทนำ

ในกระบวนการผลิตชิ้นส่วนนอกจากผ่านกรรมวิธีการกำจัดเนื้อวัสดุที่ไม่ต้องการออก (Machining) ด้วยวิธีต่างๆ การตัดวัสดุก็เป็นสิ่งสำคัญยิ่ง ทั้งการเตรียมและผลิตชิ้นส่วนสำเร็จ ซึ่งโดยส่วนใหญ่ใช้กระบวนการตัดด้วยพลังงานความร้อน (Thermal energy processes) ที่มีอยู่ด้วยกันหลายวิธี ได้แก่ การตัดด้วยเปลวไฟ การตัดด้วยอาร์กพลาสมา การตัดด้วยวิธีการจ่ายประจุไฟฟ้า การตัดด้วยลำอิเล็กตรอนและการตัดด้วยเลเซอร์ เป็นต้น [1] อย่างไรก็ตามการตัดในกลุ่มนี้เกิดความร้อนกับวัสดุที่นำมาตัด ซึ่งปริมาณความร้อนจะแตกต่างกันขึ้นอยู่กับกระบวนการทำให้ชิ้นงานเกิดความเสียหายทั้งด้านโลหะวิทยาและทางกายภาพของวัสดุได้เช่นกัน สำหรับการตัดด้วยเปลวไฟและการตัดด้วยอาร์กพลาสมาเกิดบริเวณกระแทกความร้อนและให้รอยตัดที่กว้าง ในกระบวนการควบคุมการตัดได้ยากให้พื้นผิวหยาบเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการจ่ายประจุไฟฟ้าซึ่งให้คุณภาพผิวที่ดีและควบคุมบริเวณกระแทกความร้อนได้ดีกว่า แต่วิธีนี้ให้อัตราการกำจัดเนื้อวัสดุที่ต่ำและการตัดใช้เวลานาน การตัดด้วยลำอิเล็กตรอนและการตัดด้วยเลเซอร์จึงเป็นอีกทางเลือกหนึ่ง แต่การลงทุนด้านเครื่องจักรจะมีราคาสูง โดยเฉพาะการใช้ลำอิเล็กตรอนมีต้นทุนการผลิตสูงและลำอิเล็กตรอนสามารถทำให้เกิดรังสีเอ็กซ์ (X-rays) ได้ [1, 2] ดังนั้นการตัดด้วยเลเซอร์ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในหลายภาคอุตสาหกรรมทั้งการเตรียมชิ้นงานและการผลิตชิ้นส่วนสำเร็จเนื่องจากกระบวนการตัดมีความ

เที่ยงตรง แม่นยำ มีคุณภาพและประสิทธิภาพสูงสำหรับตัดโลหะ [3] นอกจากนั้นการตัดด้วยเลเซอร์สามารถตัดวัสดุได้หลายชนิด เช่น โลหะที่มีความแข็งและแข็งแรงสูง ตลอดจน เซรามิก แก้ว อีพอกซี พลาสติก ยาง ผ้า และไม้ เป็นต้น และระหว่างกระบวนการไม่เกิดรังสีเอ็กซ์ที่เป็นอันตรายต่อผู้ปฏิบัติงานและตัดชิ้นงานได้รวดเร็ว [1, 4] เลเซอร์ที่นิยมนำมาใช้ในอุตสาหกรรม ได้แก่ เลเซอร์ชนิดคาร์บอนไดออกไซด์ (CO<sub>2</sub> laser) เลเซอร์แบบ Nd:YAG และเลเซอร์ไฟเบอร์ (Fiber laser) เมื่อเปรียบเทียบในแง่ของต้นทุนการตัดเลเซอร์ชนิดคาร์บอนไดออกไซด์จะได้เปรียบด้านต้นทุนการผลิตซึ่งให้ต้นทุนการตัดที่ต่ำกว่าเลเซอร์แบบอื่นๆ [4]

อย่างไรก็ตามอิทธิพลของการตัดด้วยเลเซอร์ที่ใช้พลังงานความร้อนจะมีผลกระทบต่อความกว้างรอยตัด (Kerf width) พื้นผิวสำเร็จ (Surface finish) และพื้นผิวเอียงจากการตัด เป็นต้น [5] ทั้งนี้ผลกระทบที่เกิดขึ้นจากกระบวนการจะขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในกระบวนการ [6] และตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการตัดมีหลายตัวแปรที่ต้องควบคุม ได้แก่ พลังงานที่ใช้ในการตัด แรงดันแก๊ส ขนาดของพัลส์ ความถี่ของเลเซอร์และความเร็วในการตัด เป็นต้น [7, 8] ในขณะที่การวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เป็นวิธีทางสถิติที่สามารถนำมาใช้ตีความข้อมูลจากการทดลองสำหรับการปรับตั้งตัวแปรที่เหมาะสมและด้วยการทดลองแฟคทอเรียล (Factorial experiment) แบบต่างๆ เช่น วิธีผิวตอบสนอง (Response surface

methodology; RSM) [9-11] วิธีเหล่านี้สามารถพิจารณาอิทธิพลของผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัยได้ แต่อย่างไรก็ตามการใช้วิธีดังกล่าวจะไม่สามารถแก้ปัญหาในกรณีหลายผลตอบสนองได้พร้อมกัน ดังนั้นจึงยากสำหรับการปรับตั้งตัวแปรที่เหมาะสมกับปัญหาผลตอบสนองหลายอย่าง จากงานวิจัยที่ผ่านมา มีการใช้เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithms) ฟัซซีลอจิก (Fuzzy logic) วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks) และวิธีที่เกิดขึ้นจากการผสมกันระหว่างวิธีการเหล่านี้เพื่อทำนายการตัดที่เหมาะสม [12,13] ซึ่งจะสามารถแก้ปัญหาการละเมิดสมมติฐานเบื้องต้นทางสถิติของข้อมูลได้ ทั้งการแจกแจงแบบปกติ ความเป็นอิสระและความแปรปรวนคงตัวของข้อมูลจากการทดลองเช่นเดียวกับการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์ซึ่งเป็นวิธีที่น่าสนใจสามารถแก้ปัญหาในกรณีผลตอบสนองหลายอย่างได้พร้อมกัน

ในงานวิจัยนี้จึงศึกษาการปรับตั้งปัจจัยที่เหมาะสมสำหรับตัดเหล็ก SM490 ด้วยเลเซอร์ ซึ่งพิจารณาตัวแปรที่ใช้ในการตัดโลหะ ได้แก่ พลังงานการตัด ความเร็วการตัดและแรงดันแก๊ส เพื่อศึกษาตัวแปรเงื่อนไขที่เหมาะสมกับลักษณะเฉพาะของการตัด คือ ช่องว่างการตัดและคุณภาพพื้นผิวของชิ้นงาน

## 2. วิธีดำเนินการ

### 2.1 การออกแบบการทดลอง

สำหรับการกำหนดการตัวแปรการตัดจากข้อมูลการตัดเหล็กเกรด SM490 ใช้กระแสไฟฟ้าที่ 2,800 W ความเร็วในการตัด 1,500 mm/min และแรงดันแก๊สที่ 0.06 bar โดยเฉลี่ยชิ้นงานหลังการตัดมีค่าความความหยาบผิว 4.2  $\mu\text{m}$  และ ช่องว่างจากการตัดที่ 0.68 mm จึงนำมาใช้เป็นค่ากลางในการ

ออกแบบการทดลองแสดงดังตารางที่ 1 โดยในการทดลองมี 3 ปัจจัย คือ พลังงานการตัด ค่าความเร็วการตัดและแรงดันแก๊สซึ่งแต่ละปัจจัยมี 3 ระดับทดลองซ้ำ 3 ครั้ง มีจำนวนการทดลองทั้งหมด 81 การทดลอง โดยในการทดลองใช้การออกแบบการทดลองแบบเต็มรูป 3<sup>k</sup>

ตารางที่ 1 ตัวแปรและระดับในการทดลอง

ตัวแปรการตัด	หน่วย	ระดับ		
		ระดับ 1	ระดับ 2	ระดับ 3
พลังงาน; A	(W)	2,600	2,800	3,000
ความเร็ว; B	(mm/min)	1,000	1,500	2,000
แรงดันแก๊ส; C	(bar)	0.04	0.06	0.08

### 2.2 การทดลองและวัดผล

ในการทดลองวัสดุที่ใช้เหล็กเกรด SM490 ตามมาตรฐาน JIS G3192 หนา 6 mm เตรียมให้ได้ขนาด 20x10 mm ทดลองตัดด้วยเครื่องตัดเลเซอร์ยี่ห้อ AMADA รุ่น FO - 3015 ตามเงื่อนไขการทดลองที่ออกแบบไว้โดยตัดชิ้นงานเป็นเส้นตรง หลังการตัดนำชิ้นงานมาวัดช่องว่างการตัดโดยใช้ภาพถ่ายจากกล้องจุลทรรศน์แบบแสง (OM) ยี่ห้อ JENCO<sup>TM</sup> USA รุ่น V203410 ที่กำลังขยาย 3 เท่า ซึ่งได้วัดผ่านโปรแกรม Edn - 2 จากนั้นนำชิ้นงานมาทำให้หลุดออกจากกันและวัดค่าความหยาบผิวโดยใช้เครื่องวัดยี่ห้อ INSPEX รุ่น IPX - 103 แสดงผลในรูปแบบค่าความหยาบผิวเฉลี่ยเชิงตัวเลข (Average roughness; R<sub>a</sub>)

## 3. ผลการดำเนินการ

### 3.1 การวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น

ผลการทดลองแสดงข้อมูลผลตอบสนองที่ได้ดำเนินการตามแผนการทดลองแสดงดังตารางที่ 2 เบื้องต้นเมื่อนำข้อมูลที่ได้ไปทดสอบสมมติฐานทาง

สถิติประกอบด้วย การแจกแจงแบบปกติ (Normal probability) ความเป็นอิสระต่อกันของข้อมูล (Independence) และความแปรปรวนคงที่ (Constant variance) สำหรับข้อมูลช่องว่างการตัดและความหยาบผิวแสดงดังรูปที่ 1 และ 2 ตามลำดับ

โดยปกติการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการพิจารณาจากกราฟยากต่อการแปรผลซึ่งอาจจะคลาดเคลื่อนได้ ดังนั้นในงานวิจัยใช้การพิจารณาเชิงตัวเลขมาช่วย ได้แก่ Kolmogorov-Smimov, Durbin-Watson และ Levens's สำหรับพิจารณาสมมติฐานการแจกแจงแบบปกติ ความเป็นอิสระต่อกันและความแปรปรวนคงที่ตามลำดับ โดยผลการตรวจสอบสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 3 และ 4

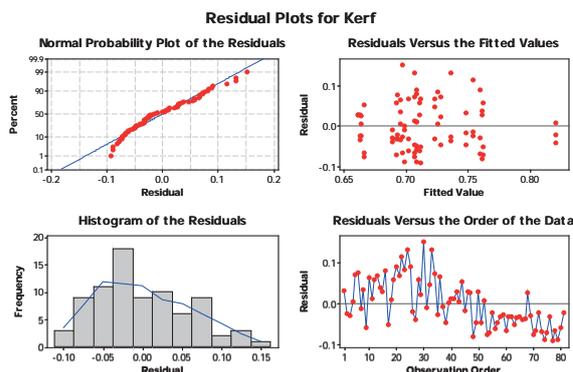
ตารางที่ 2 ผลการทดลอง

No.	A (W)	B (mm/min)	C (bar)	Ra ( $\mu\text{m}$ )	Kerf (mm)
1	3,000	1,500	0.04	5.61	0.78
2	2,800	2,000	0.08	6.75	0.73
3	2,800	2,000	0.04	3.00	0.73
4	2,600	1,500	0.06	4.95	0.70
5	2,800	1,000	0.06	7.77	0.80
6	2,800	1,500	0.06	6.81	0.77
7	2,800	2,000	0.08	6.08	0.74
8	2,600	1,500	0.06	6.90	0.73
9	3,000	1,500	0.08	7.23	0.65
10	2,600	1,500	0.06	6.98	0.76
11	3,000	1,500	0.08	7.44	0.72
12	2,800	1,500	0.04	6.67	0.77
13	2,600	1,500	0.08	6.56	0.78
14	2,800	1,000	0.04	5.60	0.80
15	2,800	1,000	0.04	7.29	0.79
16	3,000	1,500	0.08	6.85	0.79
17	2,800	2,000	0.06	3.14	0.71
18	3,000	1,000	0.04	7.48	0.83

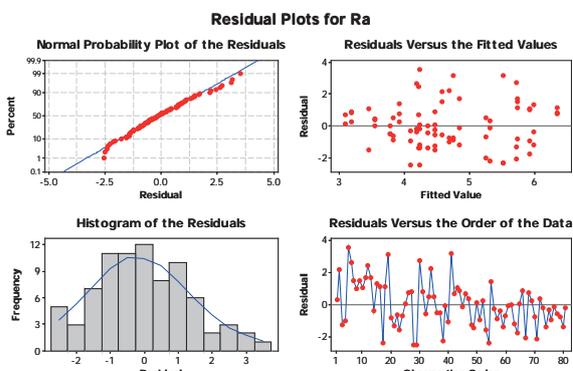
19	2,800	2,000	0.06	8.66	0.82
20	3,000	1,500	0.08	4.93	0.80
21	3,000	1,000	0.08	3.16	0.77
22	2,800	2,000	0.08	3.98	0.87
23	3,000	2,000	0.04	1.90	0.81
24	2,600	1,000	0.04	4.55	0.87
25	2,800	2,000	0.04	4.27	0.85
26	3,000	1,000	0.04	7.09	0.80
27	3,000	1,000	0.04	7.16	0.78
28	2,800	1,500	0.08	1.60	0.75
29	2,800	1,000	0.06	1.71	0.75
30	2,600	2,000	0.06	8.47	0.85
31	2,600	2,000	0.04	3.97	0.68
32	3,000	1,000	0.06	3.23	0.77
33	2,600	2,000	0.08	4.30	0.84
34	2,600	1,500	0.04	6.92	0.78
35	2,600	1,000	0.04	5.72	0.71
36	3,000	1,000	0.06	3.25	0.79
37	3,000	2,000	0.08	3.87	0.69
38	3,000	1,500	0.04	3.05	0.70
39	3,000	2,000	0.08	4.32	0.70
40	2,600	1,500	0.04	3.64	0.72
41	2,600	1,000	0.06	7.91	0.72
42	2,800	1,500	0.04	4.92	0.74
43	3,000	2,000	0.04	4.52	0.73
44	3,000	1,500	0.06	5.33	0.72
45	3,000	1,500	0.04	5.16	0.73
46	2,600	1,000	0.08	3.76	0.69
47	2,800	1,000	0.08	3.92	0.69
48	2,800	1,000	0.04	4.76	0.68
49	2,800	1,000	0.06	2.81	0.68
50	2,600	1,000	0.08	3.20	0.69
51	2,600	2,000	0.08	2.90	0.66
52	3,000	2,000	0.06	4.15	0.67
53	3,000	1,500	0.06	2.91	0.59
54	2,800	2,000	0.06	3.13	0.69

55	3,000	2,000	0.06	5.32	0.64
56	3,000	1,000	0.08	4.18	0.64
57	2,600	1,000	0.06	3.86	0.66
58	2,800	1,500	0.06	3.79	0.66
59	2,600	2,000	0.06	4.37	0.67
60	2,600	2,000	0.08	3.15	0.64
61	2,800	1,000	0.08	3.50	0.63
62	3,000	1,000	0.06	3.78	0.69
63	2,600	1,500	0.08	3.63	0.66
64	2,600	1,500	0.06	4.15	0.66
65	3,000	1,000	0.08	4.53	0.67
66	2,600	2,000	0.04	4.09	0.65
67	2,600	1,000	0.04	3.20	0.70
68	3,000	2,000	0.06	4.68	0.69
69	2,600	2,000	0.04	3.41	0.66
70	2,600	1,500	0.04	3.94	0.63
71	2,600	2,000	0.06	3.60	0.63
72	2,800	1,000	0.08	3.94	0.64
73	2,800	2,000	0.04	4.02	0.69
74	3,000	2,000	0.08	2.97	0.61
75	2,800	1,500	0.08	3.77	0.62
76	2,800	1,500	0.08	3.13	0.66
77	2,600	1,500	0.08	4.71	0.62
78	3,000	1,500	0.06	3.88	0.60
79	2,600	1,000	0.06	3.99	0.62
80	2,800	1,500	0.04	2.82	0.65
81	2,800	1,500	0.06	3.98	0.67

สมการถดถอยที่ไม่เป็นแบบเชิงเส้นตรง (Nonlinear regression model) เช่น  $\ln Y$ ,  $\log Y$ ,  $\ln ((1/Y)-1)$  หรือ  $\ln (Y/(1-Y))$  เป็นต้น แต่อย่างไรก็ตามในงานวิจัยนี้การใช้รูปแบบการถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้นตรงที่สามารถแปลงเป็นเชิงเส้นตรงได้ (Intrinsically nonlinear model) ซึ่งในรูปแบบดังกล่าวนี้ ยังพบปัญหาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) ของสมการซึ่งมีค่าโดยรวมไม่เกิน 50% ดังนั้นตัวแบบการถดถอยที่ได้จึงมีความผิดพลาดจากการทำนาย ดังนั้นในบทความฉบับนี้จะใช้วิธีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์ในการแก้ปัญหาลดข้อบกพร่องหลายอย่างเพื่อการปรับตั้งค่าตัวแปรให้ได้หลายผลตอบสนองที่ดีที่สุดพร้อมกัน



รูปที่ 1 การทดสอบสมมติฐานข้อมูลช่องว่างการตัด



รูปที่ 2 การทดสอบสมมติฐานข้อมูลความหยาบผิว

จากตารางที่ 3 และ 4 พบว่า มีการละเมิดสมมติฐานทางสถิติ ดังนั้นการกำหนดรูปแบบสมการถดถอยสำหรับทำนายผลแบบเชิงเส้นตรงในขั้นต้นนั้นไม่เหมาะสม และยากต่อการทำนายผลตอบสนองหลายอย่างจากการปรับตั้งตัวแปรและระดับของปัจจัยในครั้งเดียว ซึ่งโดยปกติการแก้ไขที่สามารถที่จะปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมโดยเป็นแบบ

ตารางที่ 3 สมมติฐานทางสถิติข้อมูลช่องว่างการตัด

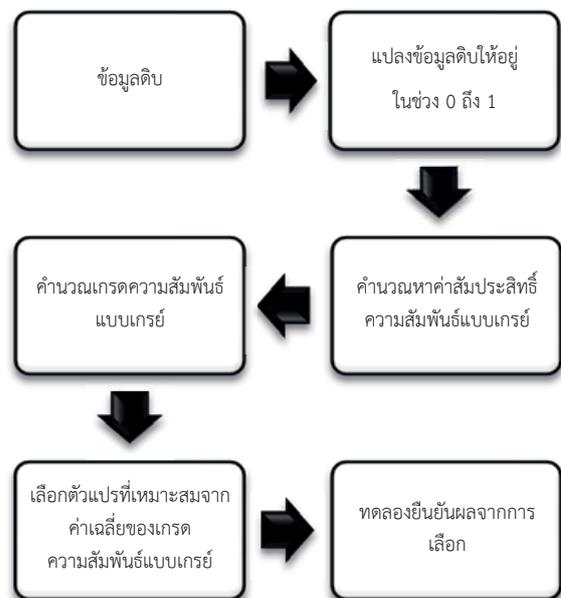
การทดสอบ	ค่าสถิติทดสอบจากโปรแกรม	ผลการทดสอบ
การแจกแจงแบบปกติ	Kolmogorov-Smirnov = 0.087, p-value = 0.135	ความคลาดเคลื่อนแจกแจงแบบปกติ (p-value > $\alpha$ )
ความเป็นอิสระต่อกัน	Durbin-Watson = 0.656694	ความคลาดเคลื่อนไม่มีความเป็นอิสระต่อกัน (DL = 1.563 และ Du = 1.7512 ซึ่งการวิเคราะห์ด้วย Program เท่ากับ 0.656694) น้อยกว่า DL
ความแปรปรวนคงที่	Levens's = 0.29, p-value = 0.999	ความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนไม่คงที่ (p-value > $\alpha$ )

ตารางที่ 4 สมมติฐานทางสถิติข้อมูลความหยาบผิว

การทดสอบ	ค่าสถิติทดสอบจากโปรแกรม	ผลการทดสอบ
การแจกแจงแบบปกติ	Kolmogorov-Smirnov = 0.147, p-value = <0.010	ความคลาดเคลื่อนแจกแจงแบบไม่ปกติ (p-value < $\alpha$ )
ความเป็นอิสระต่อกัน	Durbin-Watson = 1.34534	ความคลาดเคลื่อนไม่มีความเป็นอิสระต่อกัน (DL = 1.563 และ Du = 1.7512 ซึ่งการวิเคราะห์ด้วย Program เท่ากับ 0.656694) น้อยกว่า DL
ความแปรปรวนคงที่	Levens's = 0.50, p-value = 0.970	ความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนไม่คงที่ (p-value > $\alpha$ )

### 3.2 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์

การใช้วิธีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์มีขั้นตอนสรุปโดยรวมแสดงดังรูปที่ 3 วิธีนี้เริ่มต้นนำผลตอบสนองซึ่งเป็นข้อมูลดิบมาแปลงให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยใช้สมการที่ (1) หรือ (2) โดยสมการที่ (1) ใช้ในการแปลงข้อมูลเมื่อกระบวนการหรือการทดลองนั้นต้องการผลตอบสนองในรูปแบบที่ยิ่งมีค่ามากยิ่งขึ้นดี (The-larger-the-better) ส่วนสมการที่ (2) ใช้ในการแปลงข้อมูลเมื่อกระบวนการต้องการผลตอบสนองในรูปแบบที่ยิ่งมีค่าน้อยยิ่งดี สำหรับในการศึกษานี้ผลตอบสนองในกรณีของช่องว่างการตัดและความหยาบผิวของชิ้นงานเป็นผลตอบสนองในรูปแบบที่ยิ่งมีค่าน้อยยิ่งดี ดังนั้นผลการแปลงข้อมูลดังตารางที่ 5



รูปที่ 3 ขั้นตอนการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์

$$x_i^*(k) = \frac{x_i^{(0)}(k) - \min_{all(i)} x_i^{(0)}(k)}{\max_{all(i)} x_i^{(0)}(k) - \min_{all(i)} x_i^{(0)}(k)} \quad (1)$$

$$x_i^*(k) = \frac{\max_{all(i)} x_i^{(0)}(k) - x_i^{(0)}(k)}{\max_{all(i)} x_i^{(0)}(k) - \min_{all(i)} x_i^{(0)}(k)} \quad (2)$$

เมื่อ  $x_i^*(k)$  คือ ผลตอบสนองที่ได้จากการแปลงข้อมูลดิบที่  $i^{th}$  ของการทดลอง  $k$ ,  $x_i^{(0)}(k)$  คือ ผลตอบสนองที่อยู่ในรูปของข้อมูลดิบที่  $i^{th}$  ของการทดลอง  $k$ ,  $\min_{all(i)} x_i^{(0)}(k)$  คือ ผลตอบสนองที่อยู่ในรูปข้อมูลดิบที่มีค่าน้อยที่สุดของการทดลอง  $k$  และ  $\max_{all(i)} x_i^{(0)}(k)$  คือ ผลตอบสนองที่อยู่ในรูปของข้อมูลดิบที่มีค่ามากที่สุดของการทดลอง  $k$

ตารางที่ 5 ผลการแปลงข้อมูลดิบในการทดลอง

No.	A (W)	B (mm/min)	C (bar)	Ra ( $\mu$ m) [0-1]	Kerf (mm) [0-1]
1	3,000	1,500	0.04	0.43195	0.32142857
2	2,800	2,000	0.08	0.27050	0.50000000
3	2,800	2,000	0.04	0.80159	0.50000000
4	2,600	1,500	0.06	0.52542	0.60714286
5	2,800	1,000	0.06	0.12604	0.25000000
6	2,800	1,500	0.06	0.26200	0.35714286
7	2,800	2,000	0.08	0.36539	0.46428571
8	2,600	1,500	0.06	0.24926	0.50000000
9	3,000	1,500	0.08	0.20252	0.78571429
10	2,600	1,500	0.06	0.23793	0.39285714
11	3,000	1,500	0.08	0.17278	0.53571429
12	2,800	1,500	0.04	0.28183	0.35714286
13	2,600	1,500	0.08	0.29741	0.32142857
14	2,800	1,000	0.04	0.43337	0.25000000
15	2,800	1,000	0.04	0.19402	0.28571429
16	3,000	1,500	0.08	0.25634	0.28571429
17	2,800	2,000	0.06	0.78176	0.57142857
18	3,000	1,000	0.04	0.16712	0.14285714
19	2,800	2,000	0.06	0.00000	0.17857143
20	3,000	1,500	0.08	0.52825	0.25000000
21	3,000	1,000	0.08	0.77893	0.35714286
22	2,800	2,000	0.08	0.66280	0.00000000
23	3,000	2,000	0.04	0.95737	0.21428571
24	2,600	1,000	0.04	0.58207	0.00000000
25	2,800	2,000	0.04	0.62172	0.07142857

26	3,000	1,000	0.04	0.22235	0.25000000
27	3,000	1,000	0.04	0.21243	0.32142857
28	2,800	1,500	0.08	0.99986	0.42857143
29	2,800	1,000	0.06	0.98428	0.42857143
30	2,600	2,000	0.06	0.02691	0.07142857
31	2,600	2,000	0.04	0.66421	0.67857143
32	3,000	1,000	0.06	0.76901	0.35714286
33	2,600	2,000	0.08	0.61748	0.10714286
34	2,600	1,500	0.04	0.24642	0.32142857
35	2,600	1,000	0.04	0.41637	0.57142857
36	3,000	1,000	0.06	0.76618	0.28571429
37	3,000	2,000	0.08	0.67837	0.64285714
38	3,000	1,500	0.04	0.79451	0.60714286
39	3,000	2,000	0.08	0.61464	0.60714286
40	2,600	1,500	0.04	0.71095	0.53571429
41	2,600	1,000	0.06	0.10622	0.53571429
42	2,800	1,500	0.04	0.52967	0.46428571
43	3,000	2,000	0.04	0.58632	0.50000000
44	3,000	1,500	0.06	0.47160	0.53571429
45	3,000	1,500	0.04	0.49568	0.50000000
46	2,600	1,000	0.08	0.69395	0.64285714
47	2,800	1,000	0.08	0.67129	0.64285714
48	2,800	1,000	0.04	0.55233	0.67857143
49	2,800	1,000	0.06	0.82849	0.67857143
50	2,600	1,000	0.08	0.77326	0.64285714
51	2,600	2,000	0.08	0.81575	0.75000000
52	3,000	2,000	0.06	0.63872	0.71428571
53	3,000	1,500	0.06	0.81433	1.00000000
54	2,800	2,000	0.06	0.78318	0.64285714
55	3,000	2,000	0.06	0.47302	0.82142857
56	3,000	1,000	0.08	0.63447	0.82142857
57	2,600	1,000	0.06	0.67979	0.75000000
58	2,800	1,500	0.06	0.68970	0.75000000
59	2,600	2,000	0.06	0.60756	0.71428571
60	2,600	2,000	0.08	0.78034	0.82142857
61	2,800	1,000	0.08	0.73077	0.85714286
62	3,000	1,000	0.06	0.69112	0.64285714
63	2,600	1,500	0.08	0.71236	0.75000000
64	2,600	1,500	0.06	0.63872	0.75000000
65	3,000	1,000	0.08	0.58490	0.71428571

66	2,600	2,000	0.04	0.64722	0.78571429
67	2,600	1,000	0.04	0.77326	0.60714286
68	3,000	2,000	0.06	0.56366	0.64285714
69	2,600	2,000	0.04	0.74352	0.75000000
70	2,600	1,500	0.04	0.66846	0.85714286
71	2,600	2,000	0.06	0.71661	0.85714286
72	2,800	1,000	0.08	0.66846	0.82142857
73	2,800	2,000	0.04	0.65713	0.64285714
74	3,000	2,000	0.08	0.80583	0.92857143
75	2,800	1,500	0.08	0.69254	0.89285714
76	2,800	1,500	0.08	0.78318	0.75000000
77	2,600	1,500	0.08	0.55941	0.89285714
78	3,000	1,500	0.06	0.67696	0.96428571
79	2,600	1,000	0.06	0.66138	0.89285714
80	2,800	1,500	0.04	0.82708	0.78571429
81	2,800	1,500	0.06	0.66280	0.71428571

จากผลการแปลงข้อมูลดิบในการทดลอง แสดงให้เห็นค่าสูงสุดจากการจะได้เท่ากับ 0 ในขณะที่ค่าต่ำสุดจะได้เท่ากับ 1 หลังจากนั้นนำข้อมูลที่ถูกลบไปคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์แบบเกรย์ (Grey relational coefficient) จากสมการที่ (4) โดยกำหนดให้ค่าสัมประสิทธิ์ความแตกต่าง (Distinguishing coefficient) เท่ากับ 0.5 ซึ่งเป็นการให้ความสำคัญกับผลตอบสนองทั้งสองอย่างในระดับที่เท่าๆ กัน

$$\zeta_i(k) = \frac{\Delta_{\min} + \xi\Delta_{\max}}{\Delta_{0i}(k) + \xi\Delta_{\max}} \quad (3)$$

เมื่อ  $\zeta_i(k)$  คือ สัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์แบบเกรย์ของผลตอบสนองที่  $i^{th}$  ของการทดลอง  $k$  และ  $\xi$  คือสัมประสิทธิ์ความแตกต่าง ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยที่  $\Delta_{\min}$ ,  $\Delta_{\max}$  และ  $\Delta_{0i}(k)$  สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (4), (5) และ (6) ตามลำดับ

$$\Delta_{\min} = \min_{\forall j \in i} \min_{\forall k} |x_0^*(k) - x_j^*(k)| \quad (4)$$

$$\Delta_{\max} = \max_{\forall j \in i} \max_{\forall k} |x_0^*(k) - x_j^*(k)| \quad (5)$$

$$\Delta_{0i}(k) = |x_0^*(k) - x_i^*(k)| \quad (6)$$

เมื่อ  $\Delta_{0i}(k)$  คือ ผลต่างระหว่างผลตอบสนองในกรณีอุดมคติ  $x_0^*(k)$  กับผลตอบสนองจากการทดลอง  $x_i^*(k)$  โดยที่เกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์ (Grey relational grade; GRG) สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (7) ดังนั้นสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์แบบเกรย์และเกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์แสดงได้ดังตารางที่ 6

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \zeta_i(k) \quad (7)$$

เมื่อ  $\gamma_i$  คือ เกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์ของผลตอบสนองที่  $i^{th}$  ซึ่งได้จากค่าเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์แบบเกรย์ของผลตอบสนองที่  $i^{th}$  จำนวน  $n$  การทดลอง

ตารางที่ 6 สัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์และเกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์

No.	สัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์แบบเกรย์		เกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์
	Ra ( $\mu\text{m}$ )	Kerf (mm)	
1	0.4681	0.4242	0.4462
2	0.4067	0.5000	0.4533
3	0.7159	0.5000	0.6080
4	0.5130	0.5600	0.5365
5	0.3639	0.4000	0.3820

6	0.4039	0.4375	0.4207
7	0.4407	0.4828	0.4617
8	0.3998	0.5000	0.4499
9	0.3854	0.7000	0.5427
10	0.3962	0.4516	0.4239
11	0.3767	0.5185	0.4476
12	0.4105	0.4375	0.4240
13	0.4158	0.4242	0.4200
14	0.4688	0.4000	0.4344
15	0.3829	0.4118	0.3973
16	0.4020	0.4118	0.4069
17	0.6961	0.5385	0.6173
18	0.3751	0.3684	0.3718
19	0.3333	0.3784	0.3559
20	0.5145	0.4000	0.4573
21	0.6934	0.4375	0.5655
22	0.5972	0.3333	0.4653
23	0.9214	0.3889	0.6552
24	0.5447	0.3333	0.4390
25	0.5693	0.3500	0.4596
26	0.3913	0.4000	0.3957
27	0.3883	0.4242	0.4063
28	0.9997	0.4667	0.7332
29	0.9695	0.4667	0.7181
30	0.3394	0.3500	0.3447
31	0.5982	0.6087	0.6035
32	0.6840	0.4375	0.5608
33	0.5666	0.359	0.4628
34	0.3989	0.4242	0.4116
35	0.4614	0.5385	0.4999
36	0.6814	0.4118	0.5466
37	0.6085	0.5833	0.5959
38	0.7087	0.5600	0.6344
39	0.5647	0.5600	0.5624
40	0.6337	0.5185	0.5761
41	0.3587	0.5185	0.4386
42	0.5153	0.4828	0.4990
43	0.5472	0.5000	0.5236
44	0.4862	0.5185	0.5024
45	0.4978	0.5000	0.4989

46	0.6203	0.5833	0.6018
47	0.6033	0.5833	0.5933
48	0.5276	0.6087	0.5682
49	0.7446	0.6087	0.6766
50	0.6880	0.5833	0.6357
51	0.7307	0.6667	0.6987
52	0.5805	0.6364	0.6084
53	0.7292	1.000	0.8646
54	0.6975	0.5833	0.6404
55	0.4869	0.7368	0.6119
56	0.5777	0.7368	0.6573
57	0.6096	0.6667	0.6381
58	0.6171	0.6667	0.6419
59	0.5603	0.6364	0.5983
60	0.6948	0.7368	0.7158
61	0.6500	0.7778	0.7139
62	0.6181	0.5833	0.6007
63	0.6348	0.6667	0.6507
64	0.5805	0.6667	0.6236
65	0.5464	0.6364	0.5914
66	0.5863	0.7000	0.6432
67	0.6880	0.5600	0.6240
68	0.5340	0.5833	0.5587
69	0.6610	0.6667	0.6638
70	0.6013	0.7778	0.6895
71	0.6383	0.7778	0.7080
72	0.6013	0.7368	0.6691
73	0.5932	0.5833	0.5883
74	0.7203	0.8750	0.7976
75	0.6192	0.8235	0.7214
76	0.6975	0.6667	0.6821
77	0.5316	0.8235	0.6776
78	0.6075	0.9333	0.7704
79	0.5962	0.8235	0.7099
80	0.7430	0.7000	0.7215
81	0.5972	0.6364	0.6168

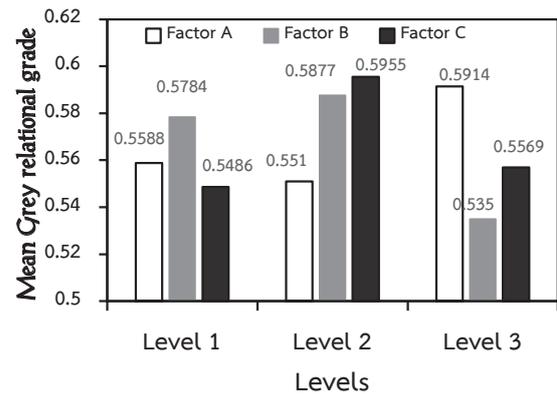
สุดท้ายในการเลือกตัวแปรการตัดที่เหมาะสม  
ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกย์นั้นจะทำให้

การเลือกจากค่าเฉลี่ยของเกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์ (Average grey relational grade) สำหรับแต่ละระดับของตัวแปรการตัด โดยจะเลือกตัวแปรจากระดับที่มีค่าเฉลี่ยของเกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์สูงสุดของตัวแปรนั้นๆ อย่างไรก็ตามสำหรับเกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์สามารถประมาณได้จากสมการที่ 8 [14].

$$\xi_{Predicted} = \xi_m \sum_{i=1}^N (\xi_o - \xi_m) \quad (8)$$

เมื่อ  $\xi_{Predicted}$  คือ เกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์จากการทำนาย  $\xi_m$  คือ ค่าเฉลี่ยรวมของเกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์  $\xi_o$  คือ ค่าเฉลี่ยเกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์ระดับปัจจัยที่เหมาะสม และ N คือ จำนวนปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อผลตอบสนอง

รูปที่ 4 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยเกรดความสัมพันธ์แบบเกรย์ในการทดลอง ระดับตัวแปรที่เหมาะสมมาจากการเลือกพลังงานที่ใช้ในการตัดที่ระดับ 1 (2600 W) ความเร็วในการตัดและแรงดันแก๊สที่ระดับ 2 (1500 mm/min, 0.06 bar) มีผลทำให้ชิ้นงานมีค่าช่องว่างการตัดความหยาบผิวดี และเมื่อทดลองยืนยันผลจากเงื่อนไขดังกล่าวพบว่า มีช่องว่างจากการตัด 0.65 mm และมีความหยาบผิว 2.82  $\mu\text{m}$  ดังนั้นสภาวะการตัดที่ได้จากวิธีนี้สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการตัดได้เมื่อเปรียบเทียบกับผลเดิมที่ใช้ในการตัดเหล็กชนิดนี้อยู่



รูปที่ 4 ค่าเฉลี่ยเกรดความสัมพันธ์ของแต่ละระดับปัจจัย

#### 4. สรุป

การเลือกตัวแปรการตัดที่เหมาะสมจากการตัดเลเซอร์เหล็ก SM490 พบว่าการสร้างสมการทำนายผลด้วยวิธีแพคทอเรียวโดยการกำหนดรูปแบบสมการถดถอยแบบเส้นตรงไม่สามารถทำได้เนื่องจากเกิดการละเมิดสมมติฐานทางสถิติของข้อมูลและผลการแปลงข้อมูลมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของสมการทำนายผลน้อย ดังนั้นการแก้ปัญหาผลตอบสนองหลายอย่างด้วยวิธีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์สามารถกำหนดระดับตัวแปรที่เหมาะสมและทำให้ได้ผลตอบสนองทั้ง ช่องว่างการตัดและความหยาบผิวของชิ้นงานจากการตัดพร้อมกันได้จากการกำหนดตัวแปรในครั้งเดียวกัน โดยตัวแปรที่เหมาะสมกับการปรับตั้งเครื่องเลเซอร์สำหรับตัดเหล็กชนิดนี้ คือ การกำหนดพลังงานที่ใช้ในการตัดที่ 2800 W ความเร็วในการตัดที่ 1500 mm/min และแรงดันแก๊สที่ 0.04 bar เมื่อทดลองยืนยันผลตามเงื่อนไขดังกล่าวพบว่า มีช่องว่างจากการตัด 0.65 mm และมีความหยาบผิว 2.82  $\mu\text{m}$

อย่างไรก็ตามข้อด้อยของวิธีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบเกรย์ไม่สามารถทราบถึงผลกระทบ

ร่วม (Interaction) ของปัจจัยที่มีต่อผลตอบสนองได้ แต่สามารถใช้สำหรับหาปัจจัยที่เหมาะสมในกรณี คำตอบมีหลายผลตอบสนองได้ดีและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้กับการปรับตั้งเครื่องจักรอื่นๆ นอกเหนือจากการตัดเลเซอร์

### กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี ราชมนครรัตนโกสินทร์ ที่ให้การสนับสนุนงานวิจัย และขอขอบคุณ คุณอาทร แสงทับทิม กรรมการ ผู้จัดการบริษัท เอส. ที. ที. เมนเทนแนน แอ็นด์ เอ็นจิเนียริง จำกัด สำหรับสนับสนุนและอำนวยความสะดวกในการเก็บข้อมูลการทดลอง

### เอกสารอ้างอิง

- [1] Groover, M.P., Fundamentals of Modern Manufacturing Material, Processes, and Systems, 4th Edition, 2007, John. Wiley & Sons, Inc.
- [2] A.K. Tingaev, R.G. Gubayduln, and I.A. Ilin. Study of the Effect of Thermal Cutting on the Microstructure and Chemical Composition of the Edges of Workpieces Made of Steel Brands S345, S390. Procedia Engineering, 150, 2016, p.1783-1790.
- [3] J. Wei, Y. Y, Z. Sun, L. Liu, G. Zou. Control of the kerf size and microstructure in Inconel 738 superalloy by femtosecond laser beam cutting. Applied Surface Science. 370, 2016: 364-372.
- [4] A. Riveiro, et al. CO<sub>2</sub> laser cutting of natural granite. Optics & Laser. 76, 2016: 19-28.
- [5] R. Adalarasan, M. Santhanakumar, M. Rajmohan. Optimization of laser cutting parameters for Al6061/SiCp/Al2O3 composite using grey based response surface methodology (GRSM). Measurement. 73, 2015: 596-606.
- [6] P. Jiang, C. Wang, Q. Zhou, X. Shao, L. Shu, X. Li. Optimization of laser welding process parameters of stainless steel 316L using FEM, Kriging and NSGA-II. Advances in Engineering Software. 99, 2016: 147-160.
- [7] A. K., Dubey, Vinod Yadava. Multi-objective optimization of Nd:YAG laser cutting of nickel-based superalloy sheet using orthogonal array with principal component analysis. Optics and Lasers in Engineering. 46, 2008: 124-132.
- [8] A. Choubey. Studies on pulsed Nd:YAG laser cutting of thick stainless steel in dry air and underwater environment for dismantling applications. Optical & Laser Technology. 71, 2015: 6-15.
- [9] B. D. Prajapati , R. J. Patel and B. C. Khatri. Parametric Investigation of CO<sub>2</sub> Laser Cutting of Mild Steel and Hardox-400 Material. International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering. 3, 2013: 204-208.

- [10] D.C. Montgomery. Design and Analysis of Experiments 6th Edition, John. Wiley & Sons, Inc.
- [11] S. Mullick, Y.K. Madhukar, S. Roy, A.K. Nath. Performance optimization of water-jet assisted underwater laser cutting of AISI 304 stainless steel sheet. Optics and Laser in Engineering. 83, 2016: 32-47.
- [12] O. Anicic, S. Jović, H. Skrijelj, Bogdan Nedić. Prediction of laser cutting heat affected zone by extreme learning machine. Optics and Laser in Engineering. 88, 2017: 1-4.
- [13] D. Petković, V. Nikolić, M. Milovančević, L. Lazov. Estimation of the most influential factors on the laser cutting process heat affected zone (HAZ) by adaptive neuro-fuzzy technique. Infrared Physics & Technology. 77, 2016: 12-15.
- [14] B. Rajeswari, K.S. Amirthagadeswaran. Experimental investigation of machinability characteristics and multiresponse optimization of end milling in aluminium composites using RSM based grey relational analysis. Measurement 105, 2017: 78-86.