Engng.J.CMU.(2020) 27 (2), 201−215

วารสารวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Engineering Journal
Chiang Mai University

การประยุกต์ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีพื้นผิวตอบสนอง สำหรับการทำนายสมบัติทางกลและหาความเหมาะสม ในการเชื่อมลำเรืออลูมิเนียมเกรด 5083

Application of Artificial Neural Network and Response Surface Methodology for Mechanical Property Prediction and Optimization in Aluminum Hull Welding for Alloy 5083 Grade

ปรัชญา เพียสุระ* และ สุทธิพงษ์ โสภา

Prachya Peasura* and Suthipong Sopha

*ภาควิชาครุศาสตร์อุตสาหการ คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรมและเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
ถนนประชาอุทิศ แขวงบางมด เขตทุ่งครุ กรุงเทพมหานคร 10140

*Department of Production Technology Education, Faculty of Industrial Technology Education, King Mongkut's University of Technology Thonburi, Prachautid Road, Bangmod, Thrungkru, Bangkok, 10140, Thailand

*E-mail : prachya.pea@kmutt.ac.th, 02 4708554, 02 4708557

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่าความเค้นแรงดึงและค่าความแข็ง และการหาความเหมาะสมในการเชื่อมด้วยวิธีการพื้นผิวตอบสนอง สำหรับการเชื่อมลำเรืออลูมิเนียม เกรด AISI5083 ด้วยกระบวนการเชื่อมอาร์คโลหะแก๊สปกคลุม ปัจจัยที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ กระแสไฟฟ้า แรงดันไฟฟ้า และความเร็วในการเดินแนวเชื่อม หลังจากทำการเชื่อมได้มีการทดสอบค่าความเค้นแรงดึง ค่าความแข็ง วิเคราะห์โครงสร้างจุลภาคด้วยกล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ และหาความเหมาะสมในการเชื่อม ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เหมาะสม คือ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม คือ นิวรอนในชั้นอินพุต จำนวน 3 นิวรอน นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 10 นิวรอน นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 10 นิวรอน และจำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผล 1 นิวรอน (3-10-10-1) การเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ค รูปแบบฟังก์ชันการกระตุ้น คือ ลอกซิกมอยด์สำหรับชั้นนำเข้าฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ สำหรับชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 ฟังก์ชันเพียวรินสำหรับชั้นผลลัพท์ ชนิดของฟังก์ชัน โดยมีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองเท่ากับ 0.454 และ 0.386 สำหรับค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งตามลำดับ สภาวะการเชื่อมที่เหมาะสม คือ กระสไฟฟ้า 220 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้า 26 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 10 มิลลิเมตรต่อวินาที พบว่าโครงสร้างจุลภาคมีสารประกอบเชิงโลหะชนิด Al(Fe,Mn)Si ขนาดเล็กและมีการกระจายตัวกันอย่างสม่ำเสมอในโครงสร้างพื้นส่งผลให้ชิ้นงานเชื่อมมีค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งสูงสุด

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม วิธีพื้นผิวตอบสนอง สมบัติทางกล การเชื่อมลำเรืออลูมิเนียม

Received 17 October 2019
Revised 19 February 2020
Accepted 25 February 2020

ABSTRACT

This research was aimed to determine a mathematic model using artificial neural network (ANN) for predicting the of mechanical property and optimization using response surface methodology (RSM) in the aluminum hull 5083 grade with gas metal arc welding (GMAW) process. The following welding factors were studied: the welding current, voltage and travel speed. The resulting welding samples were examined using tensile strength tests hardness test which were observed microstructure with scanning electron microscopy (SEM) and determine a suitable mathematic model. The research results reveal that using a ANN model with the proposed mathematical model, which tensile strength and hardness represents 3 neurons for the input layer 10 neurons for hidden layer 1 10 neurons for hidden layer 2 and 1 output neurons (3-10-10-1). The Levenberg-Marquart training algorithm was also train for weight and bias network. The neuron of log-sigmoid for input layer, tan-sigmoid for hidden layer1 and 2 purelin for output layer activation function was assigned. The mean square error (MSE) and coefficient of determination (R^2) for tensile strength and hardness predict was showed that of 0.454 and 0.386 respectively. The optimization of GMAW parameters were welding current of 220 amp, voltage of 26 V and 10 mm/sec travel speed. The welding conditions which have the optimization condition was showed that metal compounds Al (Fe, Mn) Si type could be that small size with distribute intensity in heat affected zone, which results in increased welding material high tensile strength and hardness.

Keywords: Artificial Neural Network, Response Surface Methodology, Mechanical Property, Aluminum Hull Welding

1. บทนำ

อุตสาหกรรมต่อเรือเป็นอุตสาหกรรมที่มีความสำคัญต่อเศรษฐกิจ เนื่องจากเรือสามารถบรรทุกสินค้าได้ในปริมาณมาก ต้นทุนการขนส่งที่ต่ำกว่าการขนส่งด้านอื่น ดังนั้นทุกประเทศทั่วโลกยอมรับว่าอุตสาหกรรมต่อเรือและซ่อมเรือเป็นอุตสาหกรรมที่ช่วยสนับสนุนกิจการเดินเรือขนส่ง และกิจการค้าระหว่างประเทศให้เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากเรือที่ใช้ในการขนส่งแล้วยังมีเรือประเภทเฉพาะทาง เช่น เรือสำราญ เรือกีฬา เรือตรวจการณ์ เรือนำร่อง เรือสำรวจ เรือดับเพลิง เป็นต้น เรือในกลุ่มนี้มีขนาดต่ำกว่า 1,000 ตันกรอส [1] ทิศทางในตลาดโลกมีความนิยมและความต้องการมากที่สุด [2] เนื่องจากสามารถใช้งานได้หลากหลาย มีขนาดเล็กสามารถเข้าถึงพื้นที่ที่จำกัดได้

เรือเฉพาะทางในปัจจุบันนิยมสร้างมาจากอลูมิเนียม โดยเฉพาะอลูมิเนียมเกรด 5083 (Al-Mg-Mn Alloy) เนื่องจากมีน้ำหนักเบา ความแข็งแรงสูง ขึ้นรูปได้ง่าย ทนทานต่อการกัดกร่อนได้อย่างดี การประกอบเรือเฉพาะทางส่วนมากนิยมใช้การเชื่อม กระบวนการเชื่อมที่นิยมใช้ได้แก่ กระบวนการเชื่อมอาร์คโลหะแก๊สปกคลุม (GAS Metal Arc Welding, GMAW) เนื่องจากสามารถเชื่อมได้รวดเร็ว ต่อเนื่อง รอยเชื่อมมีความแข็งแรง แต่ด้วยข้อจำกัดของอลูมิเนียมเกรด 5083 ที่มีความสามารถในการเชื่อมต่ำ[3] จะต้องพิจารณาถึงพารามิเตอร์ในการเชื่อมให้มีความเหมาะสม เนื่องจากถ้าใช้พารามิเตอร์ที่ไม่เหมาะสมอาจส่งผลให้รอยเชื่อม เกิดรูพรุน การแตกร้อน หรือการแตกขณะเย็นตัวทั้งในบริเวณรอยเชื่อม และเขตอิทธิพลความร้อน [4] จุดบกพร่องดังกล่าวเป็นปัญหามากในการเชื่อมลำเรือด้วยอลูมิเนียม (Aluminum Hull Welding) ดังรายงานการวิจัยของ R. Tamasgavabari et al. [5] ได้ศึกษาผลกระทบของการส่ายลวดเชื่อม GMAW จะส่งผลกระทบต่อสมบัติทางกลในการเชื่อมอลูมิเนียม 5083 X. Tang et al. [6] ได้ศึกษาผลกระทบการให้ความร้อนก่อนการเชื่อมที่ส่งผลให้เกิดจุดบกพร่องในการเชื่อมอลูมิเนียม 5083 จากรายงานการวิจัย C. Zhu et al. [7,8] และ L. Huang [9] พบว่าการพารามิเตอร์ในการเชื่อมส่งผลกระทบต่อโครงสร้างจุลภาค และสมบัติทางกลการปรับตั้งพารามิเตอร์ในการเชื่อม GMAW ไม่เหมาะสมในการเชื่อมอลูมิเนียม 5083 ทำให้เกิดรูพรุนบริเวณรอยเชื่อม เกิดการแตกร้าวบริเวณรอยเชื่อมและเขตอิทธิพลความร้อน

จากปัญหาที่เกิดขึ้นในการเชื่อมอลูมิเนียม 5083 ที่ผ่านมาจึงต้องมีการอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์มาช่วยพยากรณ์พารามิเตอร์ที่ส่งผลทำให้ค่าความเค้นแรงดึง ค่าความแข็งที่เหมาะสม ทำให้รอยเชื่อมมีประสิทธิภาพสูงที่สุด มีรายงานการวิจัยของ A. Kumar et al [10] ได้ทำการสร้างแบบจำลองโดยวิธีทากูชิและโครงข่ายประสาทเทียมในการเชื่อมเสียดทานของอลูมิเนียมเกรด 6061 และ 2024 งานวิจัยของ D. Bacioiu et al. [11] ได้ประยุกต์ใช้วิธีการโครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนกชนิดจุดบกพร่องในการเชื่อมอลูมิเนียม สำหรับงานวิจัยของ A.S. Francis Britto et al. [12] ได้สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการเชื่อมแบบการแพร่กระจายของสถานะของแข็งเพื่อทำนายค่าความเค้นและแรงเฉือน รายงานวิจัยของ M. H. Rahimi et al. [13] ได้เปรียบเทียบแบบจำลองด้วยวิธีการพื้นผิวตอบสนองและโครงข่ายประสาทเทียมด้วยในการเชื่อมอลูมิเนียมเลเซอร์ รายงานวิจัย V. M. Dehabadi et al. [14] ได้ประยุกต์ใช้วิธีการโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่าความแข็งในการเชื่อมด้วยแรงเสียดทานในอลูมิเนียม และรายงานวิจัยของ W. Safeen et al. [15] ได้สร้างแบบจำลองจากวิธีการพื้นผิวตอบสนองในการทำนายค่าความเค้น ค่าแรงกระแทก และค่าความแข็ง ในการเชื่อมด้วยแรงเสียดทาน N. Mollayi และ M. J. Eidi [16] ได้ทำประยุกต์ใช้มัลติเพิลเคอร์เนล ซับพอร์เวกเตอร์รีเกรชชั่นในการทำนายลักษณะของรอยเชื่อม เช่นเดียวกับ R. Kshirsagar et al.[17] ที่ได้ประยุกต์ใช้วิธีการโครงข่ายประสาทเทียมและซับพอร์เวกเตอร์รีเกรชชันในการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายค่าความเค้นแรงดึงในการเชื่อม และ Liang, Y et al. [18] ได้สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยวิธีซับพอร์เวกเตอร์รีเกรชชั่นในการทำนายการหลอมละลายลึกในงานเชื่อม จากรายงานการวิจัยพบว่างานวิจัยที่ได้สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ส่วนมากเป็นการพยากรณ์สมบัติทางกลของกระบวนการเชื่อมอื่น รวมถึงวัสดุประเภทอื่น เช่น การเชื่อมเลเซอร์ การเชื่อมเสียดทาน เป็นต้น ยังไม่ได้มีงานวิจัยที่มุ่งเน้นการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) และวิธีพื้นผิวตอบสนอง (Response Surface Methodology, RSM) สำหรับการเชื่อมอลูมิเนียมในเกรด 5083 ด้วยกระบวนการเชื่อมอาร์คโลหะแก๊สปกคลุม

ดังนั้นงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีพื้นผิวตอบสนองที่สามารถทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง ซึ่งเป็นวิธีการที่ให้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ มีความสามารถในการทำนายที่แม่นยำสูง รวมถึงการหาความเหมาะสมในการเชื่อมอลูมิเนียมเกรด 5083 โดยพิจารณาจากวิธีการพื้นผิวตอบสนอง และแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยวิธี ANN และ RSM งานวิจัยนี้สามารถนำข้อมูลที่ได้จากการเชื่อม และแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ดังกล่าวไปประยุกต์ใช้โดยเพื่อนำค่าพารามิเตอร์การเชื่อมที่เหมาะสมนำมาระบุในข้อกำหนดการเชื่อม(Welding Procedure Specification) ตามข้อกำหนดของมาตรฐาน AWS D3.7-90 Guide for Aluminum Hull Welding เพื่อเป็นการลดต้นทุนในการจัดทำผลการทดสอบกระบวนการเชื่อม (Procedure Qualification Record, PQR) และควบคุมคุณภาพรอยเชื่อมอลูมิเนียมเกรด 5083 ด้วยกระบวนการเชื่อมอาร์คโลหะแก๊สปกคลุมต่อไป

2. ระเบียบวิธีวิจัย

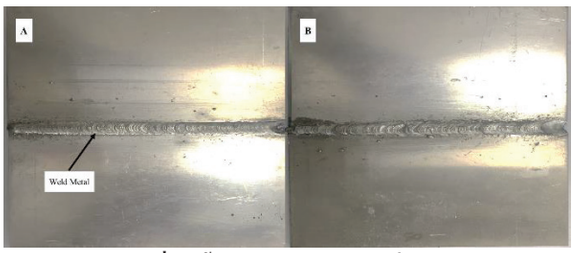
2.1 วัสดุและกรรมวิธีการเชื่อม

วัสดุที่ใช้ในการวิจัยได้แก่อลูมิเนียมผสมเกรด 5083 เป็นเกรดที่มีความแข็งแรงสูงนิยมในการเชื่อมลำเรือ วัสดุที่ใช้ในงานวิจัยมีความหนา 6 มิลลิเมตร ชิ้นงานทดสอบมีการเตรียมชิ้นงานกว้าง 75 มิลลิเมตร ยาว 150 มิลลิเมตร บากร่องวี มุม 60 องศา ผิวหนาของรอยขอบชิ้นงานส่วนฐาน (Root Face) 2 มิลลิเมตร ระยะเว้น (Root Opening) 2 มิลลิเมตร ตามคำแนะนำในมาตรฐาน AWS D3.7-90 Guide for Aluminum Hull Welding [19] โดยมีส่วนผสมทางเคมีแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 แสดงส่วนผสมทางเคมีของอลูมิเนียมผสมเกรด 5083

Mg	Mn	Si	Fe	Cu	Zn	Cr	Ti
4.61	0.91	0.39	0.38	0.08	0.21	0.18	0.12

กรรมวิธีการเชื่อมที่ใช้ในงานวิจัยได้แก่กระบวนการเชื่อมอาร์คโลหะแก๊สปกคลุม (Gas Metal Arc Welding, GMAW) ปัจจัยที่ใช้ในการศึกษาได้แก่ กระแสไฟฟ้า แรงดัน และความเร็วในการเดินแนวเชื่อม ลวดเชื่อม คือ AWS 5.10 ER5356 ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 1.2 มิลลิเมตร ระยะยื่นอิเล็กโทรด (Electrode Extension) 10 มิลลิเมตร ใช้อาร์กอน (99.99%) เป็นแก๊สปกคลุม ที่อัตราการไหล 15 ลิตรต่อนาที ชิ้นงานที่ได้หลังจาการเชื่อมแสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ชิ้นงานหลังผ่านการเชื่อม
A. กระแสไฟฟ้า 220 แอล์ม แรงดัน 26 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 10 มิลลิเมตรต่อวินาที
B. กระแสไฟฟ้า 180 แอล์ม แรงดัน 20 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 13 มิลลิเมตรต่อวินาที

2.2 การทดสอบสมบัติทางกลและโครงสร้างจุลภาค

การเตรียมชิ้นงานสำหรับการทดสอบค่าความแข็งและโครงสร้างจุภาค โดยการตัดชิ้นตามมาตรฐาน AWS จากนั้นทำการขัดด้วยกระดาษทราย ขัดละเอียด และทำการกัดขึ้นรอยด้วยกรดไฮโดรฟลูออริค (HF) 1 มิลลิลิตร ผสมกับน้ำกลั่น 200 มิลลิลิตร ใช้เวลา 1 นาที จากนั้นทำการทดสอบโครงสร้างจุลภาคด้วยกล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราดบริเวณเขตอิทธิพลความร้อน และทำการทดสอบค่าความแข็งด้วยการวัดความแข็งบริเนลล์ (Brinell Hardness , HB) การทดสอบค่าความเค้นแรงดึงทำการเตรียมชิ้นงานตามมาตรฐาน AWS จำนวน 45 ชิ้น และทำการทดสอบค่าความเค้นแรงดึงด้วยแคร่องทดสอบแบบอเนกประสงค์

2.3 การออกแบบการทดลอง

การออกแบบการทดลองในงานวิจัยได้ประยุกต์ใช้วิธีการพื้นผิวตอบสนอง รูปแบบบอกซ์-เบนห์เคน ในการสร้างข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลองวิธีการพื้นผิวตอบสนอง โดยทำการเลือกปัจจัยนำเข้าได้แก่ กระแสไฟฟ้า แรงดัน และความเร็วในการเดินแนวเชื่อม เนื่องจากเป็นปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่ออิทธิพลของสมบัติทางกล และโครงสร้างจุลภาค ปัจจัยส่งออก (ปัจจัยตอบสนอง) ได้แก่ ค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้จากวิธีการพื้นผิวตอบสนอง เป็นการวิเคราะห์ปัญหาที่ผลตอบสนองเป็นฟังก์ชันของปัจจัยที่ศึกษา สามารถเขียนในรูปแบบสมการลำดับที่ 2 ของพื้นผิวตอบสนองมีรูปแบบดังสมการที่ (1)

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{i=3} \beta_i X_i + \sum_{i=1}^{i=3} \beta_{ij} X^2{}_i + \sum_{i=1}^{k} \beta_{ij} X_i X_j + \varepsilon \quad (1)$$

เมื่อ X_1, X_2 and X_3 เป็นปัจจัยที่ศึกษา ได้แก่ กระแสไฟฟ้า (X_1) แรงดัน (X_2) และความเร็วในการเดินแนวเชื่อม (X_3) ที่มีผลกระทบต่อปัจจัยตอบสนอง y; β_0, β_{ij} (i = 1,2 *และ* 3), β_{ij} (i = 1,2, *และ* 3; j = 1,2 *และ* 3) เป็นปัจจัยที่ไม่ทราบค่า; ε เป็นข้อผิดพลาดแบบสุ่ม ค่าสัมประสิทธิ์ β จะถูกกำหนดในรูปแบบสมการลำดับที่ 2

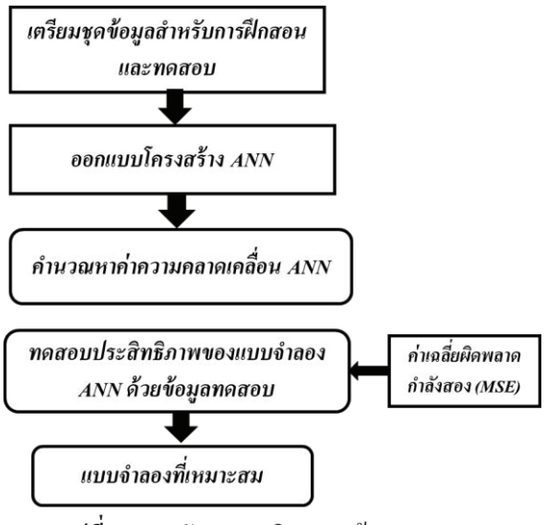
การออกแบบการทดลองรูปแบบบอกซ์-เบนห์เคนมีจำนวนการทดลองทั้งสิ้น 45 การทดลอง ทำการทดลองแบบสุ่ม ระดับของปัจจัยสำหรับการออกแบบการทดลองแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ระดับของปัจจัยที่ใช้ในการทดลองแบบ การออกแบบวิธีการพื้นผิวตอบสนอง

Factors	Symbol	Level			Unit
		Low (-1)	Medium (0)	High (1)	
Welding current	X_1	180	200	220	amp
Voltage	X_2	20	23	26	V
Travel speed	X_3	10	13	16	mm/sec

3. แบบจำลองทางคณิตศาสตร์

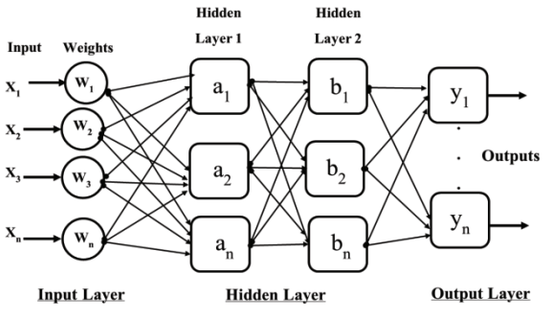
งานวิจัยได้ทำการพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับการพยากรณ์สมบัติทางกลสำหรับการเชื่อมลำเรือด้วยอลูมิเนียม โดยการนำข้อมูลที่ได้จากการออกแบบการทดลองด้วยวิธีการพื้นผิวตอบสนอง จำนวน 45 ข้อมูลมาทำการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยมีปัจจัยนำเข้าได้แก่ กระแสไฟฟ้า แรงดัน และความเร็วในการเชื่อม ปัจจัยส่งออก ได้แก่ ค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง จากนั้นนำมาทำการพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Net Work, ANN) จากนั้นนำมาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error, MSE) เพื่อทำการเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่แม่นยำสูงสุด การดำเนินการแสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 แผนผังการดำเนินการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

3.1 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับการประมวลผลข้อมูลสารสนเทศ โดยการคำนวณเลียนแบบการทำงานของระบบสมองมนุษย์ ประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neural) ซึ่งจำลองมาจากการทำงานของระบบสมองมนุษย์ โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function, f) ค่าถ่วงน้ำหนัก(Weight, w) และค่าไบแอส (Bias, b) สำหรับการจำลองคุณสมบัติของเซลล์ประสาทในงานวิจัยได้ทำการเลือกใช้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Neural Network) เนื่องจากให้ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูง ประกอบไปด้วยชั้นนำเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) ดังแสดงในรูปที่ 2



รูปที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น [20]

3.1.1 การเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและทดสอบ

การเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอน (Training) และการทดสอบ (Testing) งานวิจัยได้มีการเตรียมข้อมูลจำนวน 45 ข้อมูล จากการทดลองแบบบอกซ์ เบนห์เคน มีปัจจัยนำเข้า (Input) 3 ปัจจัย และปัจจัยส่งออก (Output) 2 ปัจจัย ได้แก่ค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง โดยการแบ่งข้อมูลด้วยการสุ่ม ในอัตราส่วน 80 ต่อ 20 ข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ร้อยละ 80 สำหรับฝึกสอน เท่ากับ 36 ข้อมูล ร้อยละ 20 สำหรับการทดสอบ เท่ากับ 9 ข้อมูล งานวิจัยได้กำหนดจำนวน

รอบในการวนซ้ำ (Epoch)=1,000 รอบ โดยข้อมูลที่ได้จากการทดลองต้องมีแปลงข้อมูลให้มีค่าระหว่าง 0-1 เพื่อให้ข้อมูลที่ได้มีความคลาดเคลื่อนต่ำ โดยใช้สมการ (2)

$$X = \frac{a_i - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}} \qquad (2)$$

หลังจากข้อมูลได้ทำการฝึกสอนและทดสอบ ได้ผลลัพท์ที่เหมาะสม ข้อมูลที่ได้จะต้องถูกแปลงค่ากลับเป็นค่าจริงจากสมการที่ (3)

$$X = [a_i(a_{\max} - a_{\min}) + a_{\min}] \qquad (3)$$

โดยที่ X คือ ข้อมูลที่ได้รับการแปลงค่า

a_i คือ ข้อมูลการทดลองที่ i

a_{min} คือ ข้อมูลการทดลองที่มีค่าน้อยที่สุด

a_{max} คือ ข้อมูลการทดลองที่มีค่ามากที่สุด

3.1.2 การออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

การออกแบบโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมทำการทดสอบให้เกิดการเรียนรู้ด้วยเทคนิคการแพร่กระจายแบบย้อนกลับ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมฝึกสอนด้วย อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ค (Levenberg-Maquartm Algorithm) [21] ฟังก์ชันปรับการเรียนรู้ (Learning Function) ชนิดการเคลื่อนลงตามความชัน (Learning gradient descent, LearnGD) และชนิดการเคลื่อนลงตามความชันด้วยโมเมนตัม (Learning gradient descent with momentum, LearnGDM) รูปแบบฟังก์ชั้นการกระตุ้น (Activate Function) งานวิจัยได้ใช้ฟังก์ชันลอก-ซิกมอยด์ (log-sigmoid) สำหรับชั้นซ่อนที่ 1 ฟังก์ชันแทน-ซิกมอยด์ (tan-sigmoid) สำหรับชั้นซ่อนที่ 2 และฟังก์ชันเพียวริน (purelin) สำหรับชั้นผลลัพท์ (Output layer) เพื่อที่จะได้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดน้อยที่สุด ฟังก์ชันการถ่ายโอนสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (4)-(6)

$$a = Logsig(n) = \frac{1}{1+e^{-n}} \qquad (4)$$

$$a = Tansig(n) = \frac{2}{1+e^{-2n}} - 1 \qquad (5)$$

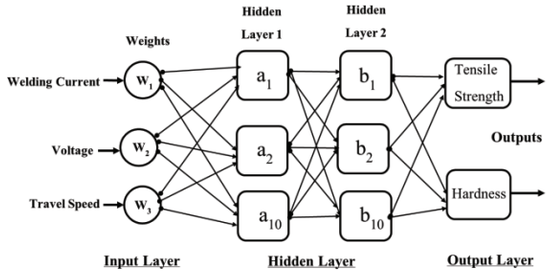
$$a = Purelin(n) \qquad (6)$$

ตารางที่ 3 แสดงค่าเฉลี่ยความผิดพลาดของโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

Learning Function	Neuron				MSE	
	Input Layer	Hidden Layer 1	Hidden Layer 2	Output layer	Tensile Strength	Hardness
LearnGDM	3	4	10	1	0.2864	0.3122
	3	6	10	1	0.2859	0.3205
	3	8	10	1	0.2864	0.3196
	3	10	10	1	<u>0.2838</u>	<u>0.2937</u>
LearnGD	3	4	10	1	0.2860	0.3057
	3	6	10	1	0.2871	0.3228
	3	8	10	1	0.2860	0.3190
	3	10	10	1	0.2905	0.30812

จากการทดลองเพื่อพิจารณาโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยสุด แสดงในตารางที่ 3 พบว่า

โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมในการเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการพยากรณ์ค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง ได้แก่ นิวรอนในชั้นอินพุต จำนวน 3 นิวรอน นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 10 นิวรอน นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 10 นิวรอน และนิวรอนในชั้นแสดงผล จำนวน 1 นิวรอน (3-10-10-1) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเท่ากับ 0.2838 และ 0.2937 สำหรับแบบจำลองพยากรณ์ความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งตามลำดับ สำหรับโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม แสดงดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมของการทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง

3.3 การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้จากการทดลอง ได้แก่ แบบจำลองจากวิธีการพื้นผิวตอบสนอง และแบบจำลองจากวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อทำการเปรียบเทียบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ทั้งสองรูปแบบ พิจารณาจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยสุดในการเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์แม่นยำสูงสุด ดังแสดงในสมการ (7)

โดยที่ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE)

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{N}(T_i - A_i)^2}{N} \quad (7)$$

สำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการพิจารณาค่าและค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ประกอบดังแสดงในสมการที่ (8)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(T_i - A_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(T_i - A)^2} \quad (8)$$

เมื่อ T คือ ผลลัพธ์เป้าหมาย

A คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนาย

N คือ จำนวนข้อมูล

4. ผลการวิจัยและอภิปรายผลการวิจัย

4.1 การวิเคราะห์วิธีการพื้นผิวตอบสนอง

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีพื้นผิวตอบสนอง (Response Surface Methodology, RSM) ด้วยวิธีการออกแบบทดลองแบบบ็อกซ์-เบนเคน (Box-Bhenken Design) จากนั้นพิจารณาเลือกแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่มีความเหมาะสมในการทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งบริเวณเขตอิทธิพลความร้อน โดยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่วิธีการพื้นผิวตอบสนองวิเคราะห์ได้มี 4 รูปแบบ ได้แก่ เต็มรูปแบบยกกำลังสอง (Full Quadratic) แบบจำลองเชิงเส้นรวมผลกระทบร่วม (Linear and Interaction) แบบจำลองเชิงเส้นรวมสแควร์ (Linear and Squares) และแบบจำลองเชิงเส้น (Linear) โดยพิจารณาแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการทำนายมากที่สุดจาก ค่าสัมประสิทธิ์การพยากรณ์ (R^2) สัมประสิทธิ์การพยากรณ์ที่ปรับแก้แล้ว (R^2_{adj}) ค่าความน่าจะเป็นของการถดถอย (P-Value of Regression) และค่าความน่าจะเป็นของความเหมาะสมในสมการ (P-Value of Lack of Fit) สำหรับแบบจำลองที่เหมาะสมในงานวิจัย ได้แก่ แบบจำลองเต็มรูปแบบยกกำลังสอง โดยข้อมูลแสดงในตารางที่ 4-5

ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบจำลองเต็มรูปแบบยกกำลังสองสำหรับค่าความเค้นแรงดึง

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Regression	9	18892.9	18892.9	2099.21	216.09	0.000
Linear	3	17428.7	346.8	115.59	11.90	0.000
Square	3	1179.6	778.1	259.38	26.70	0.000
Interaction	3	284.6	284.6	94.85	9.76	0.000
Residual Error	35	340.0	340.0	9.71		
Lack-of-Fit	1	22.7	22.7	22.72	2.44	0.128
Pure Error	34	317.3	317.3	9.33		
Total	44	19232.9				
R^2= 98.23% R^2(adj) = 97.78%						

ตารางที่ 5 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบจำลองเต็มรูปแบบยกกำลังสองสำหรับค่าความแข็ง

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Regression	9	3296.90	3296.90	366.322	61.13	0.000
Linear	3	2694.16	158.35	52.785	8.81	0.000
Square	3	502.73	481.57	160.524	26.79	0.000
Interaction	3	100.01	100.01	33.336	5.56	0.003
Residual Error	35	209.75	209.75	5.993		
Lack-of-Fit	1	2.34	2.34	2.340	0.38	0.540
Pure Error	34	207.41	207.41	6.100		
Total	44	3506.65				
R^2= 94.02% R^2(adj) = 92.48%						

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบจำลองเต็มรูปแบบยกกำลังสอง สำหรับค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งแสดงในตารางที่ 4-5 พบว่าค่าความน่าจะเป็นของการถดถอย (P-Value of Regression) ของแบบจำลองสำหรับค่าความเค้นแรงดึงและค่าความแข็งเท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่าระดับความเชื่อมั่นที่ได้ตั้งสมติฐานไว้ (P-Value <0.05) สามารถสรุปได้ว่าฟังก์ชันการถดถอยในแบบจำลองเต็มรูปแบบยกกำลังสองเป็นลักษณะเชิงเส้น โดยปัจจัยหลัก (กระแสไฟฟ้า (X_1) แรงดันไฟฟ้า (X_2) และความเร็วในการเชื่อม (X_3)) มีอิทธิพลต่อปัจจัยตอบสนอง (ค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง) อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซนต์ การพิจารณาความเหมาะสมของแบบจำลองเต็มรูปแบบยกกำลังสองพิจารณาจากค่าความน่าจะเป็นของความเหมาะสมในสมการ (P-Value of Lack of Fit) พบว่าค่า P-Value ของ Lack of Fit เท่ากับ 0.128 สำหรับค่าความเค้นแรงดึง และ 0.540 สำหรับค่าความแข็ง ซึ่งมีค่ามากกว่า 0.05 (P-Value 0.05) สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองเต็มรูปแบบยกกำลังสองมีความพอเพียง สัมประสิทธิ์การตัดสินใจของแบบจำลองเต็มรูปแบบยกกำลังสอง สำหรับค่าความเค้นแรงดึง มีค่า R^2 เท่ากับ 98.23 เปอร์เซนต์ และค่า R^2_{adj} เท่ากับ 97.78 เปอร์เซนต์ สำหรับค่าความแข็ง R^2= 94.02% R^2_{adj}= 92.48% ดังนั้นสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของแบบจำลองเป็นที่น่าพอใจ

แบบจำลองของสมการเต็มรูปแบบยกกำลังสอง สำหรับค่าความเค้นแรงดึง แสดงดังสมการที่ (9)

$$y_{TS} = 614.568 - 1.667X_1 - 32.131X_2 + 13.590X_3 + 0.003X_1^2 + 1.318X_2^2 + 0.496X_3^2 + 0.007X_1X_2 + 0.063X_1X_3 - 1.716X_2X_3 \quad (9)$$

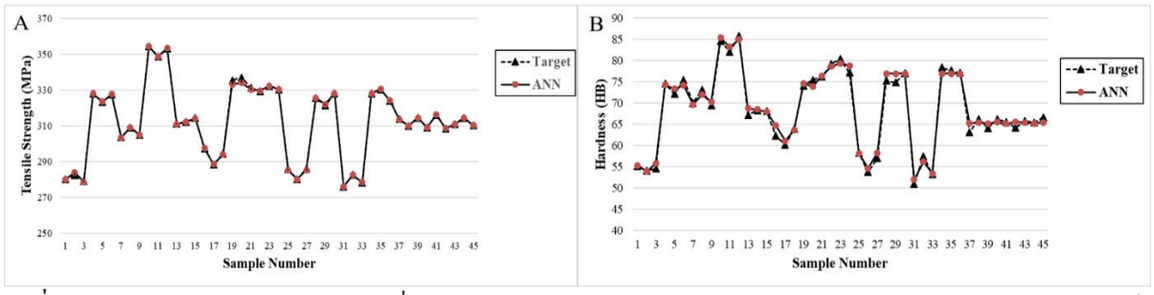
สำหรับสมการเต็มรูปแบบยกกำลังสองของค่าความแข็ง แสดงในสมการที่ (10)

$$y_{HB} = 308.783 - 0.310X_1 - 26.939X_2 + 6.605X_3 + 0.001X_1^2 + 1.054X_2^2 + 0.655X_3^2 - 0.015X_1X_2 + 0.028X_1X_3 - 1.227X_2X_3 \quad (10)$$

โดยมีข้อกำหนดในการใช้สมการที่ (9) และ (10) ดังนี้ กระแสไฟฟ้า (X_1) ที่ 180 ถึง 220 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้า (X_2) ที่ 20 ถึง 26 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม (X_3) ที่ 10 ถึง 16 เซนติเมตรต่อนาที เมื่อ Y_{TS} คือ ค่าความเค้นแรงดึง (เมกะปาสคาล, MPa) Y_{HB} คือ ค่าความแข็ง (HB)

4.2 การวิเคราะห์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การเลือกปัจจัยสำหรับการเชื่อมมีความสัมพันธ์โดยตรงกับสมบัติทางกลภายหลังจากการเชื่อม ความแม่นยำของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จึงเป็นทางเลือกที่จะทำให้สามารถลดต้นทุนในการผลิตสำหรับการจัดทำเอกสารบันทึกการทดสอบวิธีการดำเนินการเชื่อม (Procedure Qualification Record, PQR) การพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง งานวิจัยได้พิจารณาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองน้อยที่สุด โดยโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสำหรับการทำนาย คือ นิวรอนในชั้นอินพุต จำนวน 3 นิวรอน นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 10 นิวรอน นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 10 นิวรอน และจำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผล 1 นิวรอน (3-10-10-1) การเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ค รูปแบบฟังก์ชันการกระตุ้น คือ ลอกซิกมอยด์ สำหรับชั้นนำเข้าฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ สำหรับชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 ฟังก์ชันเพียวรินสำหรับชั้นผลลัพท์



รูปที่ 5 การเปรียบเทียบค่าเป้าหมายกับค่าที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม A ค่าความเค้นแรงดึง B ค่าความแข็ง

จากรูปที่ 5 การเปรียบเทียบค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมมาทำการเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย คือ ค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง จำนวน 45 ค่า พบว่าค่าที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจากค่าความเค้นแรงดึงจากรูปที่ 5 A และค่าความแข็ง รูปที่ 5 B มีค่าที่ใกล้เคียงกับค่าผลลัพธ์มากแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำในการทำนายสูง

ตารางที่ 6 เปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและแบบจำลองวิธีพื้นผิวตอบสนอง

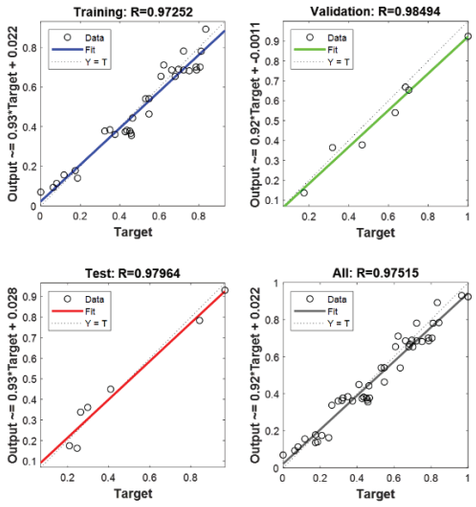
Number	Welding Factors			Tensile Strength					Hardness				
	Welding Current	Voltage	Travel Speed	Target	RSM	SE	ANN	SE	Target	RSM	SE	ANN	SE
1	180	20	13	281.16	283.262	2.102	280.073	1.087	55.1	57.263	2.163	55.330	0.230
2	220	20	13	303.57	302.922	0.648	303.495	0.075	69.1	63.423	5.677	69.424	0.324
3	180	23	10	304.28	303.117	1.163	304.115	0.165	65.2	60.992	4.208	65.800	0.600
4	180	23	16	297.43	293.265	4.165	297.69	0.26	62.3	63.716	1.416	64.730	0.43
5	220	23	10	320.61	316.077	4.533	320.307	0.303	66.1	61.992	4.108	66.623	0.523
6	220	23	16	323.58	321.345	2.235	322.817	0.763	77.3	71.436	5.864	77.641	0.341
7	200	20	10	285.8	282.048	3.752	285.163	0.637	55.3	51.753	3.547	55.137	0.163
8	200	26	16	325.72	325.29	0.43	325.69	0.03	75.3	73.401	1.899	76.991	0.691
9	200	23	13	308.5	302.787	5.713	307.726	0.774	63.1	58.239	4.861	65.276	0.176
MSE					2.749		0.454			3.749		0.386	

RSM คือ แบบจำลองวิธีการพื้นผิวตอบสนอง (Response Surface Methodology)

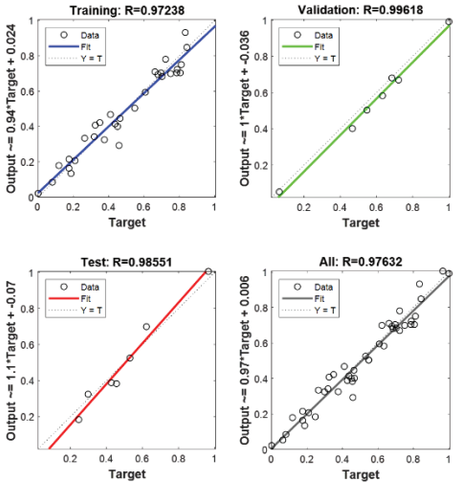
ANN คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

MSE คือ ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Square Error)

ตารางที่ 6 การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลองจากวิธีการพื้นผิวตอบสนอง ได้ใช้ข้อมูลในการทดสอบประสิทธิภาพจำนวน 9 ข้อมูล โดยเป็นข้อมูลที่ยังไม่ได้มีการใช้ในการทดสอบ พบว่าค่าความเฉลี่ยคลาดเคลื่อนกำลังสองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งได้แม่นยำมากว่าแบบจำลองจากวิธีการพื้นผิวตอบสนอง เนื่องจากการทดลองได้มีการเลือกฟังก์ชันปรับการเรียนรู้ (Learning Function) ให้มีความเหมาะสมสำหรับงานวิจัย รวมถึงการสลับรูปแบบฟังก์ชั่นการกระตุ้น (Activate Function) ซึ่งทำให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายแม่นยำสูง สอดคล้องกับงานวิจัยของ T. Aroj และคณะ [22] ที่ได้เปรียบเทียบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่มีประสิทธิภาพในการทำนายสูงจากการสลับรูปแบบฟังก์ชันการกระตุ้นโดยมีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองเท่ากับ 0.454 และ 0.386 สำหรับค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งตามลำดับ โดยมีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองจากวิธีพื้นผิวตอบสนองสำหรับค่าความเค้นแรงดึง ที่ 2.749 และค่าความแข็งที่ 3.749 ดังนั้นสรุปได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งที่ได้จากการเชื่อมใกล้เคียงข้อมูลจริงมาก



รูปที่ 6 ความสัมพันธ์ของผลลัพธ์เป้าหมายและผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับค่าความเค้นแรงดึง



รูปที่ 7 ความสัมพันธ์ของผลลัพธ์เป้าหมายและผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับค่าความแข็ง

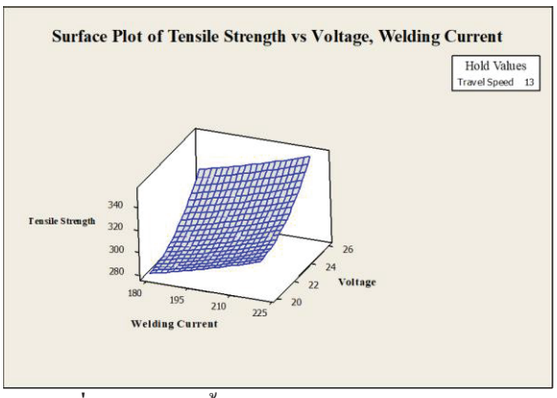
จากรูปที่ 6 และ 7 ความสัมพันธ์ของผลลัพธ์เป้าหมายผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง พบว่าแบบจำลองจากโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายค่าความเค้นแรงดึง มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจที่ 0.972 สำหรับการเรียนรู้ 0.979 สำหรับการทดสอบ 0.984 สำหรับการตรวจสอบ และ 0.975 สำหรับการตัดสินใจรวมของ โดยมีความชันเท่ากับ 0.92 และตัดแกน y

ที่ 0.022 แสดงในรูปที่ 6 จากรูปที่ 7 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายค่าความแข็ง มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจที่ 0.972 สำหรับการเรียนรู้ 0.998 สำหรับการทดสอบ 0.996 สำหรับการตรวจสอบ และ 0.976 สำหรับการตัดสินใจรวมของ โดยมีความชันเท่ากับ 0.97 และตัดแกน y ที่ 0.006 จากผลดังกล่าวแสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างค่าเป้าหมายที่ได้จากการทดลองกับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเชิงเส้นที่มีความแม่นยำสูง โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งของการเชื่อมลำเรืออลูมิเนียมเกรด AISI5083 ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

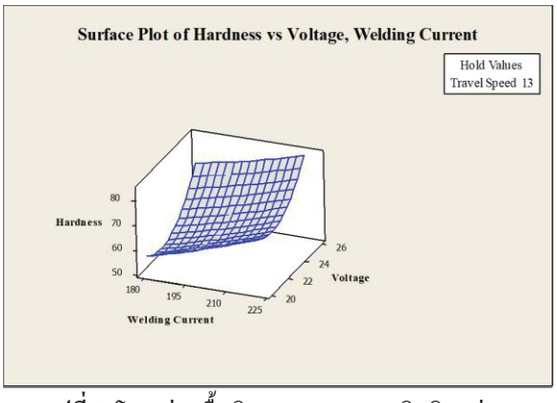
ดังนั้นจากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเชิงเส้นแสดงถึงความแม่นยำของแบบจำลอง รวมถึงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแก้ปัญหาการเกิดแบบจำลองจดจำรูปแบบของข้อมูลฝึกสอนมากเกินไป (Over Fitting) ทำให้ไม่สามารถทำนายข้อมูลอื่นได้ ดังนั้นข้อมูลทั้งหมดในงานวิจัยสามารถได้รับการฝึกสอนทั้งหมด จึงเป็นข้อสรุปได้ว่าข้อมูลจำนวน 45 การทดลอง มีความเพียงพอในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง ในการเชื่อมลำเรืออลูมิเนียม ได้อย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำ

4.3 การวิเคราะห์หาความเหมาะสมในการเชื่อมลำเรืออลูมิเนียม

การหาความเหมาะสมในการเชื่อมลำเรือพิจารณาจากค่าความเค้นแรงดึง ค่าความแข็ง รวมถึงการวิเคราะห์โครงสร้างจุลภาคโดยจะทำการวิเคราะห์ในบริเวณเขตอิทธิพลความร้อน สำหรับงานวิจัยภายหลังได้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการทำนายค่าความเค้น และค่าความแข็งจากวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว ในการวิเคราะห์หาความเหมาะสมในการเชื่อมลำเรืออลูมิเนียม งานวิจัยได้ใช้วิธีการพื้นผิวตอบสนองในการหาความเหมาะสม โดยมีผลการวิจัยดังนี้

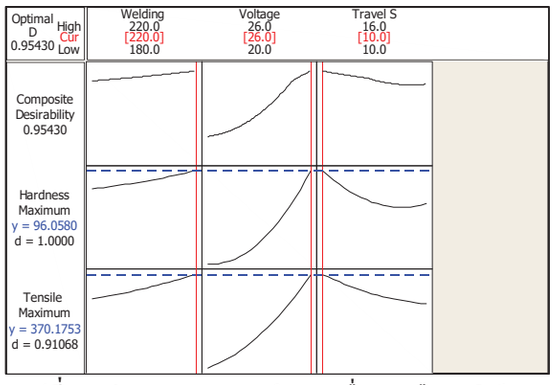


รูปที่ 8 โครงร่างพื้นผิวตอบสนองของอิทธิพลร่วมกระแสไฟฟ้า แรงดัน และความเร็วในการเชื่อมสำหรับค่าความเค้นแรงดึง



รูปที่ 9 โครงร่างพื้นผิวตอบสนองของอิทธิพลร่วมกระแสไฟฟ้า แรงดัน และความเร็วในการเชื่อมสำหรับค่าความแข็ง

จากรูปที่ 8 และ 9 โครงร่างพื้นผิวตอบสนองแสดงให้เห็นถึงค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งมีการลดลงตามกระสไฟฟ้า และแรงดันที่ใช้ในการเชื่อม ดังนั้นกระแสไฟฟ้า และแรงดันไฟฟ้าจึงมีความสัมพันธ์กันเมื่อค่าเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้มีค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งที่สูงขึ้น



รูปที่ 10 ค่าความเหมาะสมในการเชื่อมลำเรืออลูมิเนียม

จากรูปที่ 10 ค่าความเหมาะสมในการเชื่อมลำเรือด้วยวิธีพื้นผิวตอบสนอง โดยปัจจัยที่แสดงให้เห็นพื้นผิวตอบสนองที่ดีที่สุด สำหรับค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง คือ กระแสไฟฟ้าในการเชื่อมที่ 220 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้า 26 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 10 มิลลิเมตรต่อวินาที จะส่งผลให้มีค่าความเค้นแรงดึงที่ 370 เมกะปาสคาล และค่าความแข็งที่ 96 HB

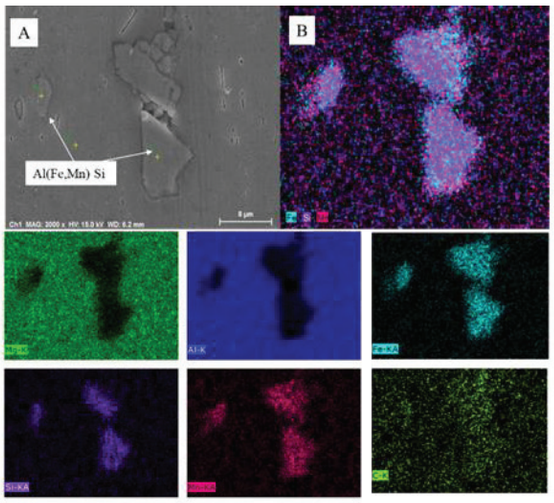
ตารางที่ 7 การเปรียบเทียบความผิดพลาดจากค่าความเค้นแรงดึงและค่าความแข็งจากการคำนวณ และการทดลอง

No.	Tensile Strength			Hardness		
	Target	Test	Error	Target	Test	Error
1	370.17	372.12	1.95	96.05	95.15	0.9
2	370.17	368.56	1.61	96.05	97.32	1.27
3	370.17	371.35	1.18	96.05	95.41	0.64
Average Error			1.58			0.94

การเปรียบเทียบความผิดพลาดจากค่าความเค้นแรงดึงและความแข็งจากการคำนวณ และการทดลองเชื่อมจำนวน 3 ชิ้นงานจากนั้นนำมาทำการทดสอบค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง ผลการทดลองพบว่ามีความผิดพลาดเฉลี่ย 1.58% และ 0.94% สำหรับค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งตามลำดับ ซึ่งเป็นความผิดพลาดที่น้อยมาก ดังแสดงในตารางที่ 7 ตามลำดับ ผลจากการเปรียบเทียบความแตกต่าง (Paired T-Test) พบว่าค่า P-Value = 0.876 สำหรับค่าความเค้นแรงดึง และ P-value = 0.918 สำหรับค่าความแข็ง ทำให้สรุปได้ว่าค่าความเค้นแรงดึง และความแข็งที่ได้จากการคำนวณในสมการและจากการทดลองไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

4.4 การวิเคราห์โครงสร้างจุลภาค

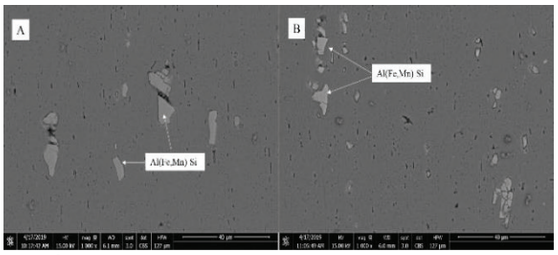
การวิเคราะห์โครงสร้างในงานวิจัยมีวัตถุประสงค์เพื่อมุ่งเน้นในการศึกษาถึงลักษณะที่เกิดขึ้นของโครงสร้างจุลภาคที่ส่งผลกระทบต่อความเค้นแรงดึง และความแข็งในการเชื่อมที่สภาวะแตกต่างกัน โดยได้ทำการวิเคราะห์โครงสร้างจุลภาคบริเวณเขตอิทธิพลความร้อน เนื่องจากบริเวณดังกล่าวเป็นบริเวณที่แข็งแรงน้อยสุดในชิ้นงานเชื่อม รวมถึงชิ้นงานเชื่อมทุกชิ้นมีการขาดบริเวณดังกล่าวหลังจากการทดสอบค่าความเค้นแรงดึง งานวิจัยได้มีการใช้กล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด (Scanning Electron Microscope, SEM) และจากการวิเคราะห์ธาตุด้วยเทคนิคการวัดการกระจายพลังงานของรังสีเอกซ์ (Energy Dispersive X-ray Spectroscopy, EDS) โดยมีผลการวิจัยดังต่อไปนี้



รูปที่ 11 SEM และการวิเคราะห์ธาตุด้วยเทคนิค EDS บริเวณเขตอิทธิพลความร้อนในชิ้นงานที่มีสภาวะการเชื่อมเหมาะสม

จากการวิเคราะห์ธาตุด้วยเทคนิคการวัดการกระจายพลังงานของรังสีเอกซ์ ของชิ้นงานที่เชื่อมด้วยกระสไฟฟ้าที่ 180 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้า 20 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 13 มิลลิเมตรต่อวินาที พบว่าโครงสร้างจุลภาคประกอบไปด้วยอลูมิเนียมและแมกนีเซียมในเฟสหลัก (Parrent Phase) สำหรับในเฟสหลักยังพบสารประกอบเชิงโลหะชนิด Al(Fe,Mn)Si กระจายตัวที่บริเวณเฟส

หลัก [23] โดยสารประกอบดังกล่าวจะต้องมีปริมาณแมงกานีส และเหล็กที่เพียงพอจึงทำให้เกิดได้ [24] ซึ่งส่งผลให้วัสดุเชื่อมมีความแข็งและความแข็งแรงเพิ่มขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 11



รูปที่ 12 โครงสร้างจุลภาคบริเวณเขตอิทธิพลความร้อน A. เชื่อมด้วยกระแสไฟฟ้าที่ 180 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้า 20 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 13 มิลลิเมตรต่อวินาที B. เชื่อมด้วยกระแสไฟฟ้าที่ 220 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้า 26 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 10 มิลลิเมตรต่อวินาที

จากรูปที่ 12 โครงสร้างจุลภาคบริเวณเขตอิทธิพลความร้อนของชิ้นงานเชื่อมพบโครงสร้างจุลภาคที่เป็นเฟสหลักประกอบไปด้วยอลูมิเนียมแมกนีเซียมรวมกัน และสารประกอบเชิงโลหะชนิด Al(Fe,Mn)Si จากรูปที่ 12(A) เชื่อมด้วยกระสไฟฟ้าที่ 180 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้า 20 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 13 มิลลิเมตรต่อวินาที แสดงให้เห็นถึงโครงสร้างลักษณะของสารประกอบเชิงโลหะชนิด Al(Fe,Mn)Si มีขนาดใหญ่กระจายตัวอยู่ในเกรน สภาวะการเชื่อมดังกล่าวที่มีปริมาณความร้อนเข้าในชิ้นงานปริมาณน้อยส่งผลให้การเรียงตัวของ Al(Fe,Mn)Si ไม่สมบูรณ์ ทำให้ชิ้นงานเชื่อมมีค่าความเค้นแรงดึงที่ต่ำ ที่ 281.16 เมกะปาสคาล สอดคล้องกับงานวิจัยของ Olaf และคณะ [25] ที่ได้ศึกษาถึงผลกระทบของ Al-Mg-Mn ในอลูมิเนียมเกรด สำหรับชิ้นงานเชื่อมที่มีค่าความเค้นแรงดึงสูงสุดที่ 372.12 เมกะปาสคาล เชื่อมด้วยกระสไฟฟ้าที่ 220 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้า 26 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 10 มิลลิเมตรต่อวินาที จากรูปที่ 12(B) พบว่าโครงสร้างจุลภาคมี Al(Fe,Mn)Si ขนาดเล็กและมีการกระจายตัวกันอย่างสม่ำเสมอจึงส่งผลให้ชิ้นงานเชื่อมมีค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งสูงสุด สอดคล้องกับงานวิจัยของ Xia S.L. และคณะ [26] ที่ได้ศึกษาผลกระทบของปริมาณความร้อนที่ส่งผลต่อโครงสร้างจุลภาคในอลูมิเนียมเกรด 5083

5. สรุปผลการวิจัย

1. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสำหรับการทำนายค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็ง ประกอบด้วย นิวรอนในชั้นอินพุต จำนวน 3 นิวรอน นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 10 นิวรอน นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 10 นิวรอน และจำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผล 1 นิวรอน (3-10-10-1) การเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ค รูปแบบฟังก์ชันการกระตุ้น คือ ลอกซิกมอยด์ สำหรับชั้นนำเข้า ฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ สำหรับชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 ฟังก์ชันเพียวรินสำหรับชั้นผลลัพท์ ชนิดของฟังก์ชันปรับการเรียนรู้ ที่เหมาะสมของแบบจำลอง คือ ชนิดการเคลื่อนลงตามความชัน (Learngd) โดยมีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองเท่ากับ 0.454 และ 0.386 สำหรับค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งตามลำดับ

2. สภาวะการเชื่อมที่เหมาะสมที่ได้จากวิธีการพื้นผิวตอบสนอง ที่กระแสไฟฟ้าในการเชื่อม 220 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้า 26 โวลต์ และความเร็วในการเชื่อม 10 มิลลิเมตรต่อวินาที ส่งผลให้มีค่าความเค้นแรงดึงที่ 370 เมกะปาสคาล และค่าความแข็งที่ 96 HB

3. สภาวะการเชื่อมที่มีความเหมาะสมมีโครงสร้างจุลภาคมี สารประกอบเชิงโลหะชนิด Al (Fe, Mn) Si ขนาดเล็กและมีการกระจายตัวกันอย่างสม่ำเสมอในโครงสร้างพื้นส่งผลให้ชิ้นงานเชื่อมมีค่าความเค้นแรงดึง และค่าความแข็งสูงสุด

6. กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณภาควิชาครุศาสตร์อุตสาหการที่ได้สนับสนุนทุนการทำวิจัย จากงบพัฒนาบุคลากรประจำปีงบประมาณ 2562 ขอขอบพระคุณ บริษัท เอเชียน มารีน เซอร์วิสส์ จำกัด(มหาชน) ในการสนับสนุนข้อมูลทางเทคนิคในการประกอบลำเรืออลูมิเนียม

เอกสารอ้างอิง

[1] วันชัย มีชาติ และคณะ. โครงการผลักดันการพัฒนาอุตสาหกรรมต่อเรือและซ่อมเรือแบบครบวงจร. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, สถาบันการขนส่ง, สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม, 2550; 117-185.

[2] John R Snyder (2018). Best Ship of 2018, Vol 123 no 12, pp. 17-20.

[3] Welding Handbook. Materials and Application 8 Edited: Volume 3. American Welding Society, Miami, 1996.

[4] Detao, C., Shanguo, H., Shida, Z., Ziyi, L., Yupeng, Z. and Kai, W. Microstructure and Corrosion Resistance of Al5083 Alloy Hybrid Plasma-MIG Welds. *Journal of Materials Processing Technology*, 2018; 255: 530-535.

[5] Reza, T., Ali, R.E., Seyed, M.A. and Ali, R.Y. The Effect of Harmonic Vibration with a Frequency Below the Resonant Range on The Mechanical Properties of AA-5083-H321 Aluminum Alloy GMAW Welded Parts. *Materials Science and Engineering: A,* 2018; 736: 248-257.

[6] Chenxiao, Z., Xinhua, T., Yuan, H., Fenggui, L. and Haichao C. Effect of Preheating on the Defects and Microstructure in NG-GMA Welding of 5083 Al-alloy. *Journal of Materials Processing Technology*, 2018; 251: 214-224.

[7] Chenxiao, Z., Xinhua, T., Yuan, H., Fenggui, L. and Haichao C. Characteristics and Formation Mechanism of Sidewall Pores in NG-GMAW of 5083 Al-alloy. *Journal of Materials Processing Technology*, 2016; 238: 274-283.

[8] Chenxiao, Z., Jason, C., Xinhua, T., Suck-Joo, N. and Haichao, C., Molten Pool Behaviors and Their Influences on Welding Defects in Narrow Gap GMAW of 5083 Al-alloy. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2018; 126(A): 1206-1221.

[9] Lijin, H., Dongsheng, W., Xueming, H., Shichao, L., Zhao, J., Fang, L., Huan, W. and Shaojian, S. Effect of the Welding Direction on the Microstructural Characterization in Fiber Laser-GMAW Hybrid Welding of 5083 Aluminum Alloy. *Journal of Manufacturing Processes*, 2018; 31: 514-522.

[10] Amit, K., Khurana, M.K. and Gaurav, S. Modeling and Optimization of Friction Stir Welding Process Parameters for Dissimilar Aluminium Alloys. *Materials Today: Proceedings*, 2018; 5(11): 25440-25449.

[11] Daniel, B., Geoff, M., Mayorkinos, P. and Rob, S. Automated Defect Classification of Aluminium 5083 TIG Welding Using HDR Camera and Neural Networks. *Journal of Manufacturing Processes,* 2019; 45: 603-613.

[12] Sagai, A., Francis, B., Edwin, R., Raj, M. and Carolin, M. Prediction of Shear and Tensile Strength of the Diffusion Bonded AA5083 and AA7075 Aluminium Alloy Using ANN. *Materials Science and Engineering: A*, 2017; 692: 1-8.

[13] Mohammad, H. R., Mahdi, S., Rassoul, N. and Farhad, P. Modelling and Optimization of Laser Engraving Qualitative Characteristics of Al-sic Composite Using Response Surface Methodology and Artificial Neural Networks. *Optics & Laser Technology*, 2019; 112: 65-76.

[14] Vahid, M.D., Saeede, G. and Ghasem, A. Application of Artificial Neural Network to Predict Vickers Microhardness of AA6061 Friction Stir Welded Sheets. *Journal of Central South University*, 2016; 23(9): 2146–2155.

[15] Wasif, S., Salman, H., Ahmad, W., Mirza, J., Haris, A. and Hassan, A. Predicting the Tensile Strength, Impact Toughness, and Hardness of Friction Stir-welded AA6061-T6 Using Response Surface Methodology. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,* 2016; 87(5–8): 1765–1781.

[16] Nader, M. and Mohammad, J.E. Application of Multiple Kernel Support Vector Regression for Weld Bead Geometry Prediction in Robotic GMAW Process. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2018; 8(4): 2310-2318.

[17] Rohit, K., Steve, J., Jonathan, L. and Jim, T. Prediction of Bead Geometry Using a Two-Stage SVM–ANN Algorithm for Automated Tungsten Inert Gas (TIG) Welds. *Journal of Manufacturing and Materials*, 2019; 3(39): 1-18.

[18] Liang, Y., Yu, R., Luo, Y. and Zhang, Y.M. Machine Learning of Weld Joint Penetration from Weld Pool Surface Using Support Vector Regression. *Journal Manufacturing Process*, 2019; 41: 23–28
[19] American Welding Society. AWS D3.7:2004 Guide for Aluminum Hull Welding.2004.
[20] Abiodun, O. I., Jantan, A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Mohamed, N. A. E. and Arshad, H. State-of-the-art in Artificial Neural Network Applications: A Survey. *Heliyon*, 2018; 4(11): e00938.
[21] Won-Bin, O., Tae-Jong, Y., Bo-Ram, L., Chang-Gon K., Zong-Liang, L. and Ill-Soo, K. A Study on Intelligent Algorithm to Control Welding Parameters for Lap-Join. *Procedia Manufacturing*, 2019; 30: 48-55.
[22] Ta Aroj, M.M., and Kolahan, F. A. A Comparative Study on the Performance of Artificial Neural Networks and Regression Models in Modeling the Heat Source Model Parameters in GTA Welding. *Fusion Engineering and Design*, 2018; 131: 111–118.
[23] Yulin, L., Yimeng, S., Li, Z., Yuhua, Z., Jijie, W. and Chunzhong, L. Microstructure and Mechanical Properties of Al-5Mg-0.8Mn Alloys with Various Contents of Fe and Si Cast Under Near-Rapid Cooling. *Metals*, 2017; 7: 1-12.
[24] Mofid, M.A. and Loryaei, E. Investigating Microstructural Evolution at the Interface of Friction Stir Weld and Diffusion Bond of Al and Mg Alloys. *Journal of Materials Research and Technology*, 2019; 8(5): 3872-3877.
[25] Olaf, E. and Simon, M.J. Control of Second-Phase Particles in the Al-Mg-Mn alloy AA 5083. *Journal of Alloys and Compounds*, 2016; 689: 998-1010.
[26] Xia, S.L., Ma, M., Zhang, J.X., Wang, W.X. and Liu, W.C. Effect of Heating Rate on the Microstructure, Texture and Tensile Properties of Continuous Cast AA 5083 Aluminum Alloy. *Material Science Engineering A*, 2014; 609: 168–176.