

การหารูปแบบการทำนายอัตราการขจัดเนื้องานในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าของวัสดุ Ti-6Al-4V ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

จรรยาพรณ ทองชั้น^{1*} วุฒิชัย วงษ์ทัศนีย์กร² อภิวัฒน์ มุตตามระ³

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต

เลขที่ 99 หมู่ 18 ถ. พหลโยธิน ต.คลองหนึ่ง อ.คลองหลวง จ.ปทุมธานี 12120

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหารูปแบบการทำนายอัตราการขจัดเนื้องานในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าของวัสดุ Ti-6Al-4V โดยการประยุกต์ใช้ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้นด้วยระบบการเรียนรู้แบบแพร่กระจายกลับ โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยปัจจัยนำเข้า 4 ปัจจัย คือ กระแสไฟฟ้า เวลาเปิด ความต่างศักย์ไฟฟ้า และปัจจัยประสิทธิภาพ ปัจจัยส่งออก 1 ปัจจัย คือ อัตราการขจัดเนื้องาน วิธีการแบ่งข้อมูลการฝึกสอนและทดสอบ คือ วิธีการแบ่งข้อมูลแบบไขว้ 5 ส่วน จากนั้นดำเนินการหารูปแบบการทำนายอัตราการขจัดเนื้องานในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ผลการศึกษาพบว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมประกอบด้วยจำนวน 4 นิวรอนในชั้นอินพุต จำนวน 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่หนึ่ง จำนวน 4 นิวรอนในชั้นซ่อนที่สอง และจำนวน 1 นิวรอนในชั้นแสดงผล (4-4-4-1) รูปแบบฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผล คือ ฟังก์ชันลือก-ซิกมอยด์ กระบวนการเรียนรู้ในการปรับค่าน้ำหนักและไบแอส คือ วิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ค ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเท่ากับ 0.06 และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ 0.9861 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ของกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้จริง

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม การเลือกสุ่มข้อมูลแบบร้อยละ การแบ่งข้อมูลแบบไขว้ กระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้า อัตราการขจัดเนื้องาน

*Corresponding author. E-mail: j_amm_04@hotmail.com

1 คุชฎีบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต

2 รองศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต

3 ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต

Modeling to Predict the Material Removal Rate in the Electrical Discharge Machining of Ti-6Al-4V using an Artificial Neural Network

Jurapun Tongkun^{1*} Wuthichai Wongthatsaneorn² Apiwat Muttamara³

Department of Industrial Engineering, Thammasat University, Rangsit,
99 Phaholyothin Rd., Klongluang, Pathum-thani 12120

Abstract

The objective of this research is to determine a suitable model for predicting the material removal rate (MRR) in electrical discharge machining (EDM) of Ti-6Al-4V using the multi-layer feed-forward neural network and backpropagation model. Current, pulses on time, voltage, and duty factor were selected as network inputs. The material removal rate was selected as the network output. Five-fold cross validation was used to divide the training data and the testing data. The results showed that the neural network model, which represents four neurons for the inputs and two hidden layers, and one output neuron, was developed to establish the process model (4-4-4-1). A multi-neuron of log-sigmoid activation function was assigned. A Levenberg-Marquardt training algorithm was also applied to train the design network for optimizing the weight and bias network with all of the trained inputs data. The mean square error and R-squared were found to be 0.06 and 0.9861, respectively. The results indicate that the neural model can be used to predict process performance with reasonable accuracy.

Keywords: Artificial Neural Network, Percentage split, K-fold Cross Validation, Electrical Discharge Machining, Material Removal Rate

*Corresponding author. E-mail: j_amm_04@hotmail.com

¹ Ph.D. student in Department of Industrial Engineering, Thammasat University, Rangsit

² Associate Professor in Department of Industrial Engineering, Thammasat University, Rangsit

³ Assistant Professor in Department of Industrial Engineering, Thammasat University, Rangsit

1. บทนำ

กระบวนการขึ้นรูปวัสดุ Ti-6Al-4V ซึ่งเป็นวัสดุที่มีความแข็งแรง, น้ำหนักเบา ทนทานต่อการสึกหรอและเป็นวัสดุที่ตัดแต่งโดยวิธีธรรมดาได้ยาก ด้วยคุณสมบัติเหล่านี้ทำให้เกิดความท้าทายใหม่สำหรับการตัดเฉือนและความต้องการใช้เครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสูงสุด คือ กระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าหรือกระบวนการอีทีเอ็ม โดยหนึ่งในเครื่องมือการวัดประสิทธิภาพในกระบวนการอีทีเอ็ม คือ อัตราการขจัดเนื้องาน โดยทั่วไปการกำหนดค่าของปัจจัยนำเข้าที่เหมาะสมสามารถเลือกได้จากตารางคู่มือของเครื่องจักรหรือกำหนดจากความชำนาญของผู้ใช้งาน แต่วัสดุ Ti-6Al-4V เป็นโลหะผสมชนิดพิเศษจึงไม่มีข้อมูลที่สามารถเลือกใช้ค่าตามตารางคู่มือเครื่องจักรได้

จากปัญหาข้างต้นจึงต้องอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์มาช่วยแก้ปัญหา มีหลายงานวิจัยที่ได้นำวิธีการสร้างตัวแบบเชิงคณิตศาสตร์มาใช้ในการทำนายผลการทดลองของกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้า ได้แก่ การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น[1-4] โดยการประมาณค่าของสัมประสิทธิ์ในสมการถดถอยใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด การวิเคราะห์การถดถอยเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมอย่างกว้างขวางเนื่องจากง่ายต่อการใช้งานและตีความหมาย แต่ส่วนใหญ่การทำนายในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้ามีความสัมพันธ์ของตัวแปรในทางที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น การวิเคราะห์การถดถอยจึงให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนสูง ต่อมาวิธีวิธีการที่พัฒนาขึ้น คือ โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบหลักการทำงานของสมองมนุษย์เพื่อใช้ประโยชน์ในการทำนายเหตุการณ์จากข้อมูลที่มีอยู่ ดังงานวิจัยที่นำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในกระบวนการอีทีเอ็ม ได้แก่ [5] ประยุกต์ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมผสมผสานกับวิธีทางพันธุกรรมเพื่อหาปัจจัยนำเข้าที่เหมาะสมที่ทำให้ได้ค่าความหยาบผิวที่น้อยที่สุดในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าของวัสดุ Ti-6Al-4V, HE15, 15CDV6 และ M-250 [6] ได้สร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์เพื่อหารูปแบบการทำนายอัตราการขจัดเนื้องาน อัตราการสึกหรอของอิเล็กโทรด และโอเวอร์คัต ในกระบวนการไมโครอีทีเอ็มของ

วัสดุ Ti-6Al-4V ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าด้วยระบบการเรียนรู้แบบแพร่กระจายกลับ ดำเนินการแบ่งข้อมูลฝึกสอนและทดสอบแบบสุ่มร้อยละ ประกอบด้วยจำนวนข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 20 ข้อมูล และจำนวนข้อมูลสำหรับทดสอบโครงข่าย 6 ข้อมูล พบว่าที่สถาปัตยกรรมโครงข่ายที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 13 นิวรอน ให้ค่าการทำนายที่ดีที่สุด ปีค.ศ. 2010 [7] ได้นำเสนอการหาค่าที่เหมาะสมของความเร็วในการตัดและคุณภาพผิวงานในกระบวนการไวร์คัทอีทีเอ็มของวัสดุ pure tungsten ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมผสมผสานกับวิธีซิมูเลเท็ดแอนนิลลิงสามารถให้ค่าที่เหมาะสม นอกจากนี้ [8] ได้นำเสนอวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการหาค่าที่เหมาะสมในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าของวัสดุทองแดงทั้งสแตน โดยแบ่งข้อมูลฝึกสอนและทดสอบแบบสุ่มร้อยละ ประกอบด้วยจำนวนข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายร้อยละ 67 และจำนวนข้อมูลในการทดสอบโครงข่ายร้อยละ 33 สถาปัตยกรรมโครงข่ายที่เหมาะสมคือ 5-5-1 ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์คือ tansig และ purelin กระบวนการฝึกสอนโครงข่ายคือวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ค ให้การประมาณค่าได้ดีที่สุด [9] นำเสนอวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบเบเรเดิลเบลิสฟังก์ชันในการหาค่าที่เหมาะสม ปัจจัยนำเข้าประกอบด้วย กระแสไฟฟ้า เวลาเปิด เวลาปิด และความต่างศักย์ไฟฟ้า ปัจจัยส่งออก คือ อัตราการขจัดเนื้องาน อัตราการสึกหรอของอิเล็กโทรด และค่าความหยาบผิว จำนวนข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ 31 ข้อมูล ค่าผลที่ได้แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้น สามารถประมาณค่าได้ดีที่สุด และ [10] ได้ประยุกต์ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการหาค่าที่เหมาะสมของค่าความหยาบผิวในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าของวัสดุไททานเนียมอัลลอย 3 ชนิด คือ ไททานเนียมเกรด 2, ไททานเนียมเกรด 6 (Ti-5Al-2.5Sn), ไททานเนียมเกรด 5 (Ti-6Al-4V) และอิเล็กโทรด 3 ชนิด คือ ทองแดง ทองแดงโครเมียม และทองแดงทั้งสแตน ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 8-20-1 ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์คือ transig และ purelin ให้การประมาณค่าได้ดีที่สุด จะเห็นได้ว่างานวิจัยโดยทั่วไปจะแบ่งข้อมูลด้วยวิธีการเลือกสุ่มข้อมูลแบบร้อยละ คือการแบ่ง

ออกเป็นสองส่วน โดยข้อมูลส่วนที่หนึ่งใช้ในการฝึกสอนเพื่อสร้างโมเดล และข้อมูลส่วนที่สองใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล ซึ่งการแบ่งข้อมูลในลักษณะนี้ บางครั้งจะเกิดปัญหาที่โครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้ข้อมูลได้ดีเกินไปในระหว่างกระบวนการฝึกสอนแต่เกิดข้อผิดพลาดอย่างมากในกระบวนการทดสอบ[11]

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการแก้ปัญหาด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการแบ่งข้อมูลแบบไขว้ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลและผลที่ได้มีความน่าเชื่อถือ โดยทำการทดสอบผลบนพื้นฐานวิธีแบบไขว้ 5 ส่วน มาประยุกต์ใช้ในการหารูปแบบเพื่อทำนายอัตราการขจัดเนื้องานในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าและออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการทำนายต่ำที่สุด โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมานั้นเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ กระบวนการเรียนรู้ในการปรับค่าน้ำหนักและไบแอส คือ วิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ค ดำเนินการด้วยการเขียนโปรแกรมแมทแลป (Matlab) เวอร์ชัน R2015b ในการสร้างโมเดล

งานวิจัยนี้ยังมีเนื้อหาอีก 5 ส่วน ดังนี้ ส่วนที่ 2 กล่าวถึงการออกแบบและวิเคราะห์ผลการทดลองในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้า ส่วนที่ 3 กล่าวถึงการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนที่ 4 กล่าวถึงการประเมินผลแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ส่วนที่ 5 กล่าวถึงผลการดำเนินงานและอภิปรายผล ส่วนที่ 6 กล่าวถึงสรุปผลและข้อเสนอแนะ รายละเอียดดังจะกล่าวถัดไป

2. การออกแบบและวิเคราะห์ผลการทดลองในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้า

กระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้า (Electrical Discharge Machining, EDM) เป็นการแปรรูปโดยอาศัยปฏิกิริยาความร้อนทางไฟฟ้าที่ถูกส่งผ่านอิเล็กโทรดที่เป็นตัวควบคุมลักษณะการหลอมเหลวของผิวงานในของเหลวที่เป็นฉนวน ซึ่งของเหลวจะทำหน้าที่ขจัดเนื้องานส่วนที่หลอมเหลวและระบายความร้อน โดยใช้หลักการเหนี่ยวนำของไฟฟ้า คือ

การปล่อยกระแสไฟฟ้าผ่านแท่งอิเล็กโทรด เมื่อเคลื่อนแท่งอิเล็กโทรดเข้าไปใกล้กับชิ้นงานจะเกิดการเหนี่ยวนำกระแสไฟฟ้าทำให้ผิวของชิ้นงานเกิดการหลอม เมื่อหยุดจ่ายกระแสไฟฟ้า จะเกิดการระเบิดทำให้เนื้อของชิ้นงานที่โดนหลอมหลุดออกมา

การวัดประสิทธิภาพผลผลิตในกระบวนการอีดีเอ็ม ได้แก่ อัตราการขจัดเนื้องาน อัตราการสึกหรอของอิเล็กโทรด ความหยาบผิว เป็นต้น โดยงานวิจัยนี้มุ่งศึกษาในส่วนของอัตราการขจัดเนื้องาน (Material Removal Rate, MRR) คำนวณได้จากสมการ (1) มีหน่วยเป็นลูกบาศก์มิลลิเมตรต่อนาที (mm^3/min)

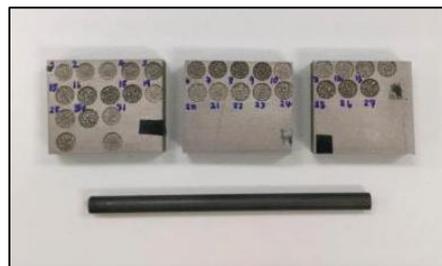
$$\text{MRR} = \text{ปริมาตรชิ้นงานที่ถูกขจัดออกไป/เวลาที่ใช้} \quad (1)$$

2.1 วัสดุชิ้นงานและอิเล็กโทรดที่ใช้ในการศึกษา

งานวิจัยนี้ดำเนินการด้วยเครื่องกัดอาร์คด้วยไฟฟ้ายี่ห้อ Mitsubishi รุ่น EA8 แสดงดังรูปที่ 1 ชิ้นงานที่ใช้ศึกษา คือวัสดุไททาเนียมเกรด 5 หรือ Ti-6Al-4V ประกอบด้วยไททาเนียมร้อยละ 90 อลูมิเนียมร้อยละ 6 และวาเนเดียมร้อยละ 4 ขนาดของชิ้นงานที่ใช้ในการทดลองคือ $30 \times 40 \times 6$ มิลลิเมตร อิเล็กโทรดที่ใช้คือ แกรไฟต์ (EDM-3) มีลักษณะแท่งกลมขนาดเส้นผ่าศูนย์กลาง 4 มิลลิเมตร ยาว 70 มิลลิเมตร ดำเนินการกัดชิ้นงานที่ความลึก 1 มิลลิเมตร วัสดุ Ti-6Al-4V และแกรไฟต์แสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 1 เครื่องกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้ายี่ห้อ Mitsubishi



รูปที่ 2 ตัวอย่างการกัดชิ้นงาน Ti-6Al-4V และอิเล็กโทรดแกรไฟต์

2.2 การออกแบบการทดลองด้วยวิธีทากูชิ

แนวความคิดของการออกแบบการทดลองทากูชิมาจากแนวคิดของทากูชิ [12] นักวิศวกรสาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ผู้ที่ได้เสนอปรัชญาในการออกแบบทางวิศวกรรมเพื่อควมมีประสิทธิภาพที่ว่าผลิตภัณฑ์ควรจะออกแบบเพื่อให้ได้ผลในการทำงานที่ดีและมีความผันแปรน้อยที่สุดต่อผลการดำเนินงาน โดยนำเอาหลักการการออกแบบการทดลองมาประยุกต์ใช้โดยพยายามปรับให้ง่ายขึ้นในขั้นตอนการวิเคราะห์ผล ใช้ค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสิ่งรบกวนระบบมาเป็นตัวชี้วัด [13] ซึ่งจำแนกตามลักษณะทางคุณภาพแบ่งได้เป็น 3 กรณี คือ กรณีค่ายิ่งมายิ่งดี กรณีค่ายิ่งน้อยยิ่งดี และกรณีค่าตรงเป้าหมายดีที่สุด

การออกแบบการทดลองด้วยวิธีทากูชิ ในการทดลองนี้พิจารณาปัจจัยที่มีผลต่ออัตราการขจัดเนื้องานในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้า โดยใช้แผนการทดลองออร์ทogonal array แบบ L27 (3⁴) หมายถึง มีจำนวนปัจจัยนำเข้า 4 ปัจจัย ได้แก่ กระแสไฟฟ้า (Current) ความต่างศักย์ไฟฟ้า (Voltage) เวลาเปิด (On time) และปัจจัยประสิทธิภาพ (Duty Factor) โดยแต่ละปัจจัยถูกแบ่งออกเป็น 3 ระดับ ช่วงที่ใช้ในการทดลองแสดงดังตารางที่ 1 อ้างอิงจากงานวิจัย [14] และ [15] และทำการทดลองทั้งหมดจำนวน 27 การทดลอง ดำเนินการออกแบบการทดลองด้วยโปรแกรมมินิแทบ (Minitab Release 17)

2.3 ผลการทดลองและวิเคราะห์ผล

จากตารางที่ 2 แสดงผลการทดลองตามแผนการทดลองโดยตารางออร์ทogonal array ทั้ง 27 การทดลองด้วยวิธีการของทากูชิที่ 4 ปัจจัย ปัจจัยละ 3 ระดับ จะพิจารณาค่าเฉลี่ยของผลตอบสนองที่สนใจ คือ อัตราการขจัดเนื้องาน และค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนสัญญาณต่อสิ่งรบกวนสูงสุด (S/N ratio) กรณีค่ายิ่งมายิ่งดี คำนวณได้จากสมการ (2)

$$\left(\frac{S}{N}\right)_L = -10 \log \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2} \quad (2)$$

โดยที่ y_i คือ สิ่งทีวัดในการทำซ้ำครั้งที่ i

n คือ จำนวนที่ทดลองซ้ำ

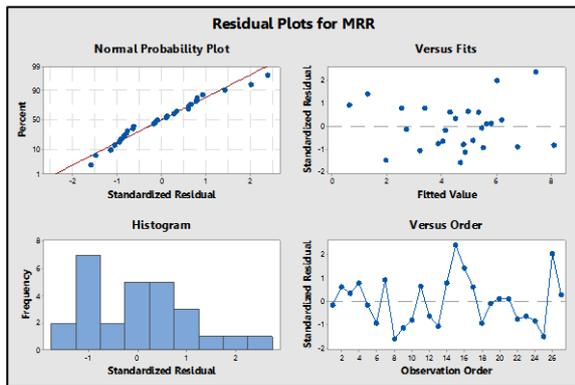
ตารางที่ 1 ระดับของปัจจัยในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้า

ปัจจัยนำเข้า	ระดับ		
	ต่ำ	กลาง	สูง
กระแสไฟฟ้า, A (แอมแปร์)	15	20	25
เวลาเปิด, B (ไมโครวินาที)	25	50	100
ปัจจัยประสิทธิภาพ, C (%)	3	5	7
ความต่างศักย์ไฟฟ้า, D (โวลต์)	60	70	80

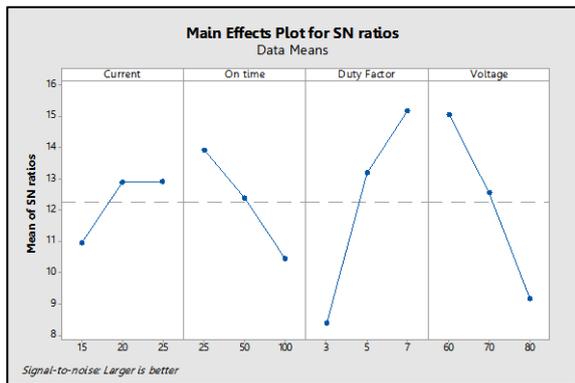
ตารางที่ 2 ผลการทดลองของกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้า

ลำดับ	ปัจจัยนำเข้า				ปัจจัยส่งออก	
	A	B	C	D	MRR	S/N ratio
1	15	25	3	60	3.010	12.069
2	15	25	5	70	3.614	13.658
3	15	25	7	80	3.569	13.549
4	15	50	3	70	2.390	10.068
5	15	50	5	80	1.957	8.332
6	15	50	7	60	4.544	15.648
7	15	100	3	80	1.000	2.499
8	15	100	5	60	2.594	10.779
9	15	100	7	70	2.992	12.019
10	20	25	3	60	3.134	12.422
11	20	25	5	70	4.145	14.849
12	20	25	7	80	3.500	13.380
13	20	50	3	70	1.745	7.333
14	20	50	5	80	3.029	12.124
15	20	50	7	60	7.015	19.419
16	20	100	3	80	1.807	7.637
17	20	100	5	60	4.380	15.329
18	20	100	7	70	3.580	13.575
19	25	25	3	60	4.048	14.643
20	25	25	5	70	4.296	15.159
21	25	25	7	80	4.431	15.429
22	25	50	3	70	2.439	10.244
23	25	50	5	80	2.643	10.941
24	25	50	7	60	5.581	17.434
25	25	100	3	80	0.638	-1.398
26	25	100	5	60	5.678	17.582
27	25	100	7	70	4.804	16.131

จากผลการทดลองเมื่อตรวจสอบการกระจายของค่าความผิดพลาด (Residuals) ว่ามีการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) จากรูปที่ 3 (กราฟซ้ายบนและซ้ายล่าง) พบว่า การกระจายของค่าความผิดพลาดของข้อมูลมีการกระจายตามแนวเส้นตรง และกราฟความถี่กระจายตัวแบบปกติ สรุปได้ว่าค่าความผิดพลาดมีการกระจายแบบปกติ สำหรับการตรวจสอบความเป็นอิสระของข้อมูล (Independent) โดยพิจารณาจากแผนภูมิการกระจายรูปที่ 3 (กราฟขวาบนและขวาล่าง) พบว่าการกระจายตัวของค่าความผิดพลาดมีรูปแบบการกระจายเป็นอิสระ ไม่สามารถทำนายรูปแบบได้แน่นอน แสดงให้เห็นว่าค่าความผิดพลาดมีความเป็นอิสระต่อกัน



รูปที่ 3 กราฟการกระจายแบบแจกแจงปกติของข้อมูล



รูปที่ 4 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของค่าเฉลี่ยผลตอบสนองกับปัจจัย

ตารางที่ 3 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน

Analysis of Variance					
Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
A	1	7.802	7.801	10.28	0.004
B	1	3.944	3.944	5.20	0.033
C	1	38.741	38.741	51.05	0.000
D	1	29.936	29.936	39.45	0.000
Error	22	16.964	0.758		
Total	26	91.118			

การพิจารณาค่าที่เหมาะสมของแต่ละปัจจัยนั้น มีกราฟแสดงความสัมพันธ์ของค่าเฉลี่ยผลตอบสนองกับปัจจัยในแต่ละระดับปัจจัยทั้ง 4 ปัจจัย ดังในรูปที่ 4 ซึ่งทำการวิเคราะห์แต่ละปัจจัยที่ให้ค่าอัตราการขาดเนื้องานมีค่าสูงที่สุดดังนี้ ปัจจัยกระแสไฟฟ้าพบที่ระดับ 25 แอมแปร์ ปัจจัยเวลาเปิดพบที่ระดับ 25 ไมโครวินาที ปัจจัยประสิทธิภาพพบที่ระดับ 7% และปัจจัยความต่างศักย์ไฟฟ้าพบที่ระดับ 60

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนเพื่อทดสอบสมมติฐานที่ผู้วิจัยได้กำหนดระดับความเชื่อมั่นที่ 95 เปอร์เซ็นต์ ($\alpha = 0.05$) โดยใช้โปรแกรมมินิแทบในการวิเคราะห์ผลการทดลอง ซึ่งผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนที่ได้ ดังแสดงในตารางที่ 3 พบว่าที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของปัจจัยหลัก (Main Effect) คือ กระแสไฟฟ้า เวลาเปิด ความต่างศักย์ไฟฟ้า และปัจจัยประสิทธิภาพ ให้ค่า P-Value เท่ากับ 0.004 0.033 0.000 และ 0.000 ตามลำดับ แสดงได้ว่าปัจจัยหลักทั้ง 4 ปัจจัย มีอิทธิพลต่ออัตราการขาดเนื้องานในกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้า อย่างมีนัยสำคัญพิจารณาได้จากค่า P-Value มีค่าน้อยกว่า 0.05

สำหรับการประมาณค่าอัตราการขาดเนื้องานโดยใช้การวิเคราะห์การถดถอยเป็นการนำกระแสไฟฟ้า (A) เวลาเปิด (B) ปัจจัยประสิทธิภาพ (C) และความต่างศักย์ไฟฟ้า (D) สร้างสมการทำนายได้ผลดังสมการ (3) ผลการวิเคราะห์การถดถอยของสมการการทำนายอัตราการขาดเนื้องานมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ 0.8281

$$MRR = 8.01 + 0.131 \times A - 0.012 \times B + 0.734 \times C - 0.129 \times D \quad (3)$$

3. การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำเสนอโดย [16] ประกอบด้วยหน่วยประมวลผลที่เรียกว่านิวรอนเชื่อมต่อกันเป็นเน็ตเวิร์ค การเชื่อมต่อกันระหว่างนิวรอนจะมีค่าน้ำหนักและไบแอสมาเกี่ยวข้อง โดยที่ค่าน้ำหนักและไบแอสสามารถปรับเปลี่ยนได้ตามความเหมาะสมโดยอัลกอริทึมการเรียนรู้ กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมมีดังนี้

เริ่มจากการออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อออกแบบโครงสร้างของระบบแล้ว ค่าน้ำหนักและไบแอสแต่ละตัวจะถูกส่งไปยังชั้นซ่อน โดยจะมีค่าน้ำหนักเฉพาะตัว ค่าน้ำหนักดังกล่าวเป็นค่าที่แสดงถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรนั้นกับเซลล์ที่ส่งไปชั้นซ่อนในแต่ละครั้ง ค่าน้ำหนักที่ถูกส่งมายังแต่ละหน่วยจะถูกคำนวณด้วยฟังก์ชันผลรวม โดยคำนวณข้อมูลส่งออกของโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังสมการที่ (4)

$$y_i = f(W_{ij}x_j + b) \quad (4)$$

โดยที่ i คือ จำนวนชั้นซ่อน, j คือ จำนวนนิวรอน, y_i คือ ค่าผลลัพธ์ในชั้นซ่อนที่ i , f คือ ฟังก์ชันกระตุ้น, W_{ij} คือ ค่าน้ำหนักของชั้นซ่อนที่ i นิวรอนที่ j , x_j คือ สัญญาณข้อมูลป้อนเข้าของนิวรอนที่ j และ b คือ ค่าไบแอสของแต่ละนิวรอน

จากนั้นทำการเปรียบเทียบค่าผลลัพธ์ที่ได้จากฟังก์ชันกระตุ้นกับค่าที่กำหนดไว้ หากค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้จะทำการหยุดการฝึกสอนโครงข่าย ถ้าค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองไม่อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ทำการปรับค่าน้ำหนักด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้ที่กำหนดไว้ โดยเริ่มต้นขั้นตอนใหม่และต้องทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆจนกว่าจะได้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองที่ยอมรับได้ กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงดังรูปที่ 5 สำหรับรายละเอียดกล่าวในหัวข้อถัดไป

3.1 การเตรียมข้อมูล (Data preprocessing)

การเตรียมข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบ ค่าน้ำหนักและไบแอสเริ่มต้น ค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่เกี่ยวข้องดังนี้

1. เตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและทดสอบ ได้แก่ ข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออกจำนวนข้อมูลทั้งหมด 27 ข้อมูล โดยแปลงข้อมูลให้มีค่าระหว่าง 0-1 [17] โดยใช้สมการ (5)

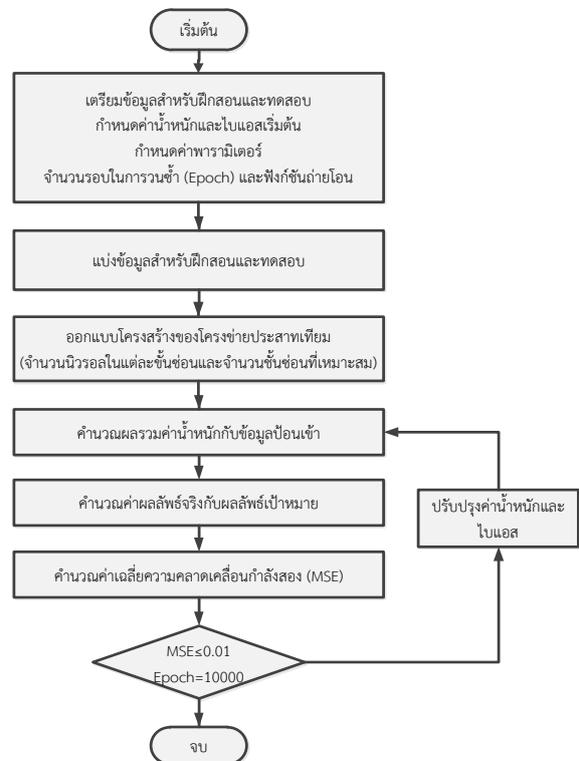
$$x = 0.1 + (x_i / (1.2 \times x_{\max})) \quad (5)$$

โดยที่ x คือข้อมูลที่ได้รับการแปลงค่า

x_i คือข้อมูลการทดลองที่ i

x_{\max} คือข้อมูลการทดลองที่มีค่ามากที่สุด

2. การกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นใช้วิธีการสุ่มค่าที่อยู่ระหว่าง -0.1925 ถึง 0.1925 โดยคำนวณจากสมการ (6) และค่าไบแอสเริ่มต้นมีค่าเท่ากับ 0 โดยที่ n คือจำนวนข้อมูล



รูปที่ 5 กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม การทดลอง [18]

$$w_{ij} \sim U \left[-\frac{1}{\sqrt{n}}, \frac{1}{\sqrt{n}} \right] \quad (6)$$

3. กำหนดอัตราการการเรียนรู้เท่ากับ 0.25

4. กำหนดจำนวนรอบในการวนซ้ำ (Epoch)=10000

5. ฟังก์ชันถ่ายโอนในงานวิจัยนี้เลือกใช้ฟังก์ชันลอจิสติกมอยด์ (Log-sigmoid) [19] สำหรับฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่หนึ่ง ชั้นซ่อนที่สองและชั้นแสดงผล เนื่องจากค่าที่ได้จะแสดงผลอยู่ในช่วง 0-1 ซึ่งมีลักษณะตรงกับค่าของ

เอาท์พุทที่ถูกแปลงค่าให้อยู่ในช่วง 0-1 เช่นกัน การเลือกฟังก์ชันที่เหมาะสมกับข้อมูลจะส่งผลให้การฝึกสอนมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ฟังก์ชันล็อก-ซิกมอยด์คำนวณได้ดังสมการ (7)

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-v)} \quad (7)$$

6. กระบวนการเรียนรู้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบแอสในโครงข่ายประสาทเทียม คือ วิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ค เป็นวิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้เทคนิคของการหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุด ข้อดีของอัลกอริทึมนี้สามารถทำงานได้อย่างรวดเร็วในการลู่เข้าหาค่าตอบที่แท้จริงและหลีกเลี่ยงหรือขจัดจุดอ่อนในเรื่องของการถูกกักอยู่ในจุดที่ต่ำสุดเฉพาะที่ [19] คำนวณได้ดังสมการ (8) และ (9)

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta x_j \quad (8)$$

$$b_j(t+1) = b_j(t) + \eta \delta \quad (9)$$

โดยที่ $W_{ij}(t+1)$ คือค่าน้ำหนักที่ได้รับการปรับปรุงที่เวลา $t+1$, $W_{ij}(t)$ คือค่าน้ำหนักจากนิเวรอนในชั้นซ่อนที่ i ที่เวลา t , x_j คือค่าของผลลัพธ์ที่ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ i , η คือค่าอัตราการเรียนรู้มีค่า $0 < \eta < 1$, δ คือค่าความผิดพลาด, $b_j(t+1)$ คือค่าไบแอสที่ได้รับการปรับปรุงที่เวลา $t+1$, $b_j(t)$ คือค่าไบแอสจากนิเวรอนในชั้นซ่อนที่ i ที่เวลา t

3.2 การแบ่งข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบ

การแบ่งชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้ได้ทดสอบ 2 วิธี คือ วิธีการเลือกสุ่มข้อมูลแบบร้อยละกับวิธีแบบไขว้ [11]

1. วิธีการเลือกสุ่มข้อมูลแบบร้อยละ (ANN-1) โดยการแบ่งข้อมูลด้วยการสุ่มออกเป็นสองส่วนคือ 80:20 ส่วนที่หนึ่งใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมร้อยละ 80 เท่ากับจำนวนข้อมูลสำหรับฝึกสอน 21 ข้อมูล และข้อมูลส่วนที่สองใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมร้อยละ 20 เท่ากับจำนวนข้อมูลสำหรับทดสอบ 6 ข้อมูล

2. วิธีแบบไขว้ (ANN-2) มีวิธีการคือแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ชุดเท่าๆกันแบบสุ่ม แล้วทำการคำนวณค่าความผิดพลาดในโครงข่ายประสาทเทียม 5 รอบ โดยแต่ละรอบการคำนวณของข้อมูลทั้งหมด 5 ชุด จัดเป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอน 4 ชุดและข้อมูลสำหรับทดสอบ 1 ชุด แสดงดังรูปที่

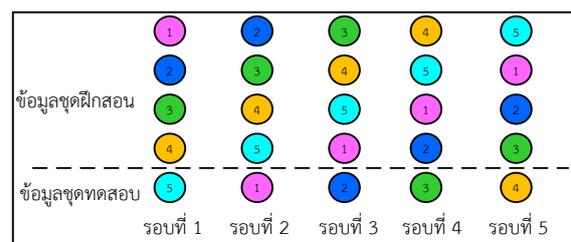
6 สำหรับงานวิจัยนี้กำหนดให้จำนวนข้อมูลชุดที่ 1-3 ในแต่ละชุดมีจำนวนข้อมูลเท่ากับ 5 จำนวน สำหรับข้อมูลชุดที่ 4-5 ในแต่ละชุดมีจำนวนข้อมูลเท่ากับ 6 จำนวน

3.3 ออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

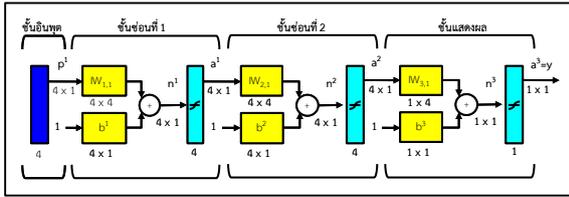
การออกแบบการทดลองเพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม โดยการระบุจำนวนชั้นและจำนวนนิเวรอนทั้งหมด 6 รูปแบบ โดยแต่ละรูปแบบมีจำนวนนิเวรอนและชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน จากผลการทดลองพบว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือ 4-4-4-1 ประกอบด้วยจำนวนนิเวรอนในชั้นอินพุต 4 นิเวรอน จำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อนที่หนึ่ง 4 นิเวรอน จำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อนที่สอง 4 นิเวรอน และจำนวนนิเวรอนในชั้นแสดงผลเท่ากับ 1 โดยมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) มีค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 0.07115 ผลการทดลองของจำนวนนิเวรอนในแต่ละชั้นซ่อนแสดงดังตารางที่ 4 และโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมแสดงดังรูปที่ 7

ตารางที่ 4 ผลการทดลองของจำนวนนิเวรอนในแต่ละชั้นซ่อน

ชั้นอินพุต	ชั้นซ่อน		ชั้นแสดงผล	MSE
	1	2		
4	1	-	1	0.19300
4	2	-	1	0.12367
4	3	-	1	0.08400
4	4	-	1	0.29607
4	4	1	1	0.13967
4	4	2	1	0.09600
4	4	3	1	0.08267
4	4	4	1	0.07115



รูปที่ 6 การแบ่งข้อมูลแบบไขว้ 5 ส่วน



รูปที่ 7 โครงสร้างของข่ายประสาทเทียม

4. การประเมินผลแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

เครื่องมือวัด ประสิทธิภาพแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ แสดงดังสมการ (9) – (10)

1. ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE)

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (T_i - A_i)^2}{N} \quad (9)$$

2. ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (T_i - A_i)^2}{\sum_{i=1}^N (T_i - \bar{A})^2} \quad (10)$$

โดยที่ T คือ ผลลัพธ์เป้าหมาย

A คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนาย

N คือ จำนวนข้อมูล

5. ผลการดำเนินงานและอภิปรายผล

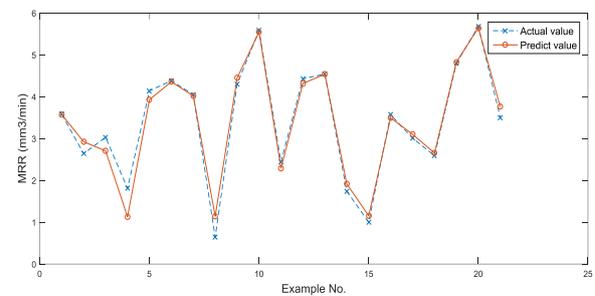
จากการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้นระบบการเรียนรู้แบบแพร่กระจายกลับด้วยกระบวนการเรียนรู้ในการปรับค่าน้ำหนักและไบแอส คือวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ค โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม คือ 4-4-4-1 ด้วยการแบ่งชุดข้อมูลวิธีแบบไขว้ ให้ผลลัพธ์ของค่าน้ำหนักและไบแอสที่เหมาะสมของโครงข่ายดังตารางที่ 5 โดยชั้นซ่อนที่ 1 ประกอบด้วยค่าน้ำหนัก 16 ค่า และไบแอส 4 ค่า มีค่าระหว่าง -1.084 ถึง 12.896 ไบแอสมีค่าระหว่าง -3.911 ถึง 2.527 ชั้นซ่อนที่ 2 ประกอบด้วยค่าน้ำหนัก 16 ค่า และไบแอส 4 ค่า มีค่าระหว่าง -7.527 ถึง 20.806 ไบแอสมีค่าระหว่าง -0.977 ถึง 13.299 สำหรับชั้นแสดงผลประกอบด้วยค่าน้ำหนัก 4 ค่า และไบแอส 1 ค่า มีค่าระหว่าง -2.167 ถึง 6.099 ไบแอสมีค่าเท่ากับ -0.842 จะเห็นได้ว่าช่วงค่าของค่าน้ำหนักที่ได้มีค่าไม่ต่างกับค่าน้ำหนัก

เริ่มต้นมากนักคือมีค่าระหว่าง -0.1925 ถึง 0.1925 ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้ เลเวนเบิร์ก-มาร์ค

นอกจากนี้การเปรียบเทียบค่าผลลัพธ์เป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ได้ดังรูปที่ 8 แสดงส่วนของเส้นประหมายถึงค่าอัตราการขาดดำเนินงานของผลการทดลอง ส่วนเส้นทึบหมายถึงค่าอัตราการขาดดำเนินงานที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม จะเห็นได้ว่าเส้นทั้งสองมีค่าใกล้เคียงกันมาก โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเท่ากับ 0.06 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นสามารถทำนายผลได้ใกล้เคียงกับข้อมูลจริง นอกจากนี้กราฟเส้นตรงในรูปที่ 9 มีความชันเท่ากับ 0.97 และตัดแกน y ที่จุด $y=0.014$ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ 0.9861 ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่าความสัมพันธ์ระหว่างผลลัพธ์เป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเชิงเส้นซึ่งแสดงถึงความแม่นยำของโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำนายผลของอัตราการขาดดำเนินงานในกระบวนการกักตอร์คด้วยกระแสไฟฟ้า

ตารางที่ 5 น้ำหนักและไบแอสที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม

ชั้น	น้ำหนัก				ไบแอส
ซ่อนที่ 1	4.869	-5.361	1.618	-11.16	2.457
	1.205	3.998	-3.702	-2.156	0.413
	7.751	-6.637	0.445	-10.65	-3.911
	3.879	-2.680	-1.084	12.896	2.527
ซ่อนที่ 2	-4.384	-2.809	-0.388	-4.251	-0.977
	-1.696	-2.675	-0.869	-6.104	-0.687
	-7.527	-1.690	-0.803	-2.829	0.404
	20.806	7.609	-3.835	13.261	13.229
แสดงผล	2.916	3.900	6.099	-2.167	-0.842



รูปที่ 8 เปรียบเทียบค่าผลลัพธ์เป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่าย

สำหรับตารางที่ 6 แสดงถึงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธี Regression หมายถึงการวิเคราะห์การถดถอย วิธี ANN-1 หมายถึง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการเลือกสุ่มข้อมูลแบบร้อยละ และวิธี ANN-2 หมายถึง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการแบ่งข้อมูลแบบไขว้ 5 ส่วน จากผลการเปรียบเทียบผลลัพธ์เป้าหมายและผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายด้วยข้อมูลป้อนเข้าชุดทดสอบที่ 4 ที่แตกต่างกันจำนวน 6 ข้อมูล พบว่าวิธี regression สามารถทำนายค่าอัตราการขจัดเนื้องานที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเท่ากับ 0.3062 วิธี ANN-1 สามารถทำนายค่าอัตราการ

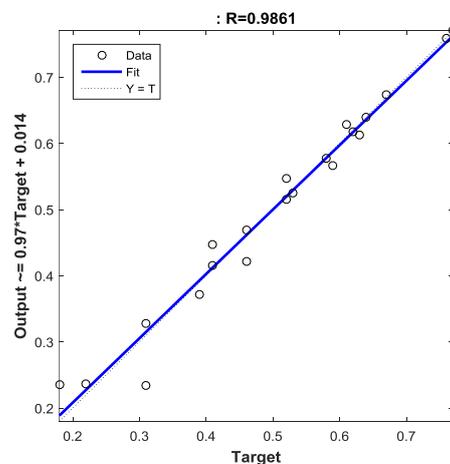
แตกต่างจากค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยในการทดสอบโครงข่ายอย่างมาก เนื่องจากการสุ่มข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบมีลักษณะแตกต่างกับข้อมูลที่ใช้สร้างโมเดลทำให้ผลการวัดประสิทธิภาพออกมาแยกว่า ส่วนวิธี ANN-2 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.06 ซึ่งมีค่าใกล้เคียงกับค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยในตอนที่ฝึกสอนโครงข่าย ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบไขว้สามารถแก้ปัญหาการเกิด over fitting ได้จริง อีกทั้งการทดลองนี้มีจำนวนข้อมูลเพียง 27 ข้อมูล แต่การแบ่งข้อมูลในการฝึกสอนแบบไขว้จะทำให้ข้อมูลทุกตัวสามารถ

ตารางที่ 6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธี regression วิธี ANN-1 และวิธี ANN-2

ปัจจัยนำเข้า				อัตราการขจัดเนื้องาน (ม.ม. ³ /นาท)							
A	B	C	D	ผลลัพธ์เป้าหมาย	ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนาย						
					Regression	MSE	ANN-1	MSE	ANN-2	MSE	
15	100	7	70	2.992	4.883	0.6320	2.7472	0.0599	2.7893	0.0410	
15	50	3	70	2.390	2.547	0.0657	1.8569	0.2842	2.0657	0.1051	
20	25	3	60	3.134	4.792	0.5290	3.5901	0.2080	3.4258	0.0851	
15	25	5	70	3.614	4.315	0.1940	3.4482	0.0275	3.3796	0.0549	
20	50	7	60	7.015	7.428	0.0589	7.1040	0.0079	7.2602	0.0601	
15	50	3	80	1.957	1.257	0.3577	2.6688	0.5067	1.8350	0.0148	
ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง							0.3062		0.1824		0.0602
ร้อยละการปรับปรุง							80.33		66.99		-

ขจัดเนื้องานที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเท่ากับ 0.1824 และวิธี ANN-2 สามารถทำนายค่าอัตราการขจัดเนื้องานที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเท่ากับ 0.0602 จะเห็นได้ว่าวิธี ANN-2 ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่ต่ำสุด อีกทั้งเมื่อเปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจพบว่าวิธี ANN-2 ให้ค่าที่สูงที่สุดคือ 0.9861 สรุปได้ว่าวิธี ANN-2 ให้ประสิทธิภาพในการทำนายที่ดีกว่าวิธี regression และวิธี ANN-1 ด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่ลดลง 0.1858 และ 0.1222 ตามลำดับ การปรับปรุงเพิ่มขึ้นคิดเป็นร้อยละ 80.33 และ 66.99 ตามลำดับ นอกจากนี้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองจากการฝึกสอนโครงข่ายวิธี ANN-1 เท่ากับ 0.0394 จะเห็นได้ว่าค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองในการทดสอบโครงข่าย

ได้รับการฝึกสอนทั้งหมด ดังนั้นจำนวนการทดลองจำนวน 27 ข้อมูลจึงเพียงพอที่นำมาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 9 กราฟเส้นตรงแสดงความสัมพันธ์ของผลลัพธ์เป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

6. สรุปผลและข้อเสนอแนะ

โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมประกอบด้วย จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุต จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 และจำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผลเท่ากับ 4-4-4-1 ตามลำดับ ด้วยการแบ่งชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบด้วยวิธีแบบไขว้ 5 ส่วน โครงข่ายที่ได้ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเท่ากับ 0.06 และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ 0.9861 สรุปได้ว่าการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไขว้ 5 ส่วน สามารถประยุกต์ใช้กับกระบวนการกัดอาร์คด้วยกระแสไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้การเลือกใช้วิธีการทดสอบแบบไขว้ยังสามารถแก้ปัญหา over fitting ได้ ดีกว่าวิธีการเลือกสุ่มข้อมูลแบบร้อยละ เนื่องจากข้อมูลทั้ง 27 ข้อมูลถูกนำมาใช้ฝึกสอนทั้งหมดจึงทำให้โครงข่ายได้จดจำและเรียนรู้ข้อมูลทุกตัว ดังนั้นวิธีการนี้จึงเหมาะสมสำหรับข้อมูลที่มีจำนวนน้อย แต่ถ้าข้อมูลมีจำนวนมากขึ้นจะใช้เวลาการทดลองมากขึ้นเช่นกัน

สำหรับข้อเสนอแนะคือ ในงานวิจัยนี้พิจารณาการวัดประสิทธิภาพผลผลิตในกระบวนการอีดีเอ็มเพียงแค่อัตราการขจัดเนื้องาน ซึ่งในอนาคตต่อไปสามารถสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์ในรูปแบบหลายวัตถุประสงค์ ได้แก่ อัตราการขจัดเนื้องาน อัตราการสึกหรอของอิเล็กโทรด และค่าความหยาบผิว เป็นต้น นอกจากนี้ยังมีเทคนิคอื่นที่สามารถพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการทำนายผลได้อย่างแม่นยำยิ่งขึ้น เช่น การปรับเปลี่ยนอัลกอริทึมด้วยการเรียนรู้ในการปรับค่าน้ำหนักและไบแอสที่เหมาะสมด้วยวิธีอีวีรอสติก การหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสม เป็นต้น

7. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจาก “โครงการทุนวิจัยในต่างประเทศของนักศึกษาระดับปริญญาเอก จากคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์” และ “โครงการทุนวิจัยสนับสนุนการวิจัยจากคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์” ผู้วิจัย และ คณะผู้วิจัยขอขอบพระคุณคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ที่ได้สนับสนุนทุนวิจัยในครั้งนี้

8. เอกสารอ้างอิง

- [1] Kao, J. Y., Tsao, C. C., Wang, S. S., & Hsu, C. Y., “Optimization of the EDM parameters on machining Ti-6Al-4V with multiple quality characteristics,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology.*, Vol. 47, pp.395-402, 2010.
- [2] Saravanan, P. S., Antony, L. M., Satish, K. S., Varahamoorthy, R., & Dinakaran, D, “Effects of electrical parameters, its interaction and tool geometry in electric discharge machining of titanium grade 5 alloy with graphite tool,” *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers., Part B: Journal of Engineering Manufacture.*, Vol. 0, pp.1-13, 2012.
- [3] Çaydaş, U., & Hasçalik, A., “Modeling and analysis of electrode wear and white layer thickness in die-sinking EDM process through response surface methodology,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology.*, Vol. 38, pp.1148-1156, 2008.
- [4] Gu, L., Li, L., Zhao, W., & Rajurkar, K. P., “Electrical discharge machining of Ti6Al4V with a bundled electrode,” *International Journal of Machine Tools and Manufacture.*, Vol. 53, pp.100-106, 2012.
- [5] Krishna, M., Rao, G , G, R., D, H. R., & M, S. R., “Development of hybrid model and optimization of surface roughness in electric discharge machining using artificial neural networks and genetic algorithm,” *Journal of Materials Processing Technology.*, Vol. 209, pp.1512-1520, 2009.
- [6] B. B. Pradhan and B. Bhattacharyya, "Modelling of micro-electrodischarge machining during

- machining of titanium alloy Ti-6Al-4V using response surface methodology and artificial neural network algorithm," Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, vol. 223, pp. 683-693, 2009.
- [7] H.-C. Chen, J.-C. Lin, Y.-K. Yang, and C.-H. Tsai, "Optimization of wire electrical discharge machining for pure tungsten using a neural network integrated simulated annealing approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, pp. 7147-7153, 2010.
- [8] P. Patowari, P. Saha, and P. K. Mishra, "Artificial neural network model in surface modification by EDM using tungsten-copper powder metallurgy sintered electrodes," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 51, pp. 627-638, 2010.
- [9] Rahman, M. M., "Modeling of Machining Parameters of Ti-6Al-4V for Electric Discharge Machining: A Neural Network Approach," *Scientific Research and Essays.*, Vol. 7, pp.881-890, 2012.
- [10] S. Kumar, A. Batish, R. Singh, and T. P. Singh, "A hybrid Taguchi-artificial neural network approach to predict surface roughness during electric discharge machining of titanium alloys," *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 28, pp. 2831-2844, 2014.
- [11] Maier, H. R., Jain, A., Dandy, G. C., & Sudheer, K. P., "Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: Current status and future directions," *Environmental Modelling & Software.*, Vol. 25, pp.891-909, 2010.
- [12] T. R. Bement, "Taguchi Techniques for Quality Engineering," *Technometrics*, vol. 31, pp. 253-255, 1989.
- [13] ประไพศรี สุทัศน์ ณ อยุธยา และ พงศ์ชนัน เหลืองไพบูลย์. *การออกแบบและวิเคราะห์การทดลอง*. พิมพ์ครั้งที่ 1. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ท็อป, 2551.
- [14] Hasçalık, A., & Çaydaş, U., "Electrical discharge machining of titanium alloy (Ti-6Al-4V)," *Applied Surface Science.*, Vol. 253, pp.9007-9016, 2007.
- [15] Fonda, P., Wang, Z., Yamazaki, K., & Akutsu, Y., "A fundamental study on Ti-6Al-4V's thermal and electrical properties and their relation to EDM productivity," *Journal of Materials Processing Technology.*, Vol. 202, pp.583-589, 2008.
- [16] W. S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *The bulletin of mathematical biophysics*, vol. 5, pp. 115-133, 1943.
- [17] Panda, D. K., "Modeling and Optimization of Multiple Process Attributes of Electro-discharge Machining Process by Using a New Hybrid Approach of Neuro-Grey Modeling," *Materials and Manufacturing Processes.*, Vol. 25, pp.450-461, 2010.
- [18] Glorot, X., & Bengio, Y., "Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks," *In Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS'10). Society for Artificial Intelligence and Statistics.*, Vol. 9, pp.249-256, 2010.
- [19] Lippmann, R., "An introduction to computing with neural nets," *IEEE ASSP Magazine.*, Vol. 4, pp.4-22, 1987.