



การจำลองการสึกหรอของมีดกลึงคาร์ไบด์

โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

Modeling of Flank Wear in Carbide Tool By Artificial Neural Network Technique

เฉลิมพล คล้ายนิล

Chalermpol Klaynil

สาขาวิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมการผลิต มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์

ต.หนองแก อ.หัวหิน จ.ประจวบคีรีขันธ์ 77110

Department of Production Engineering Technology, Rajamangala University of Technology

Rattanakosin, Nongkae, Huahin, Prachuapkhirikhan, 77110

E-mail: chalermopol1@hotmail.com, chalermopol.kla@rmutr.ac.th

Telephone Number: 086-783-6060

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาอิทธิพลของตัวแปรในการกลึงเหล็กกล้าเครื่องมืองานเย็นเกรด JIS SKD11 และเกรด JIS SKS3 ที่มีผลต่อการสึกหรอของมีดกลึงซีเมนต์คาร์ไบด์เคลือบด้วยไทเทเนียมไนไตรด์ (TiN) มีการออกแบบการทดลองและวิเคราะห์ผลทางเชิงสถิติ รวมทั้งการวิเคราะห์ค่าความผิดพลาดจากผลการทดลองกับการทำนายผลโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ตัวแปรที่ต้องการออกแบบเป็นตัวป้อนเข้าหรืออินพุต ได้แก่ ความเร็วตัด อัตราป้อน และความลึกในการตัด ส่วนเอาต์พุตหรือค่าตอบที่ต้องการ ได้แก่ การสึกหรอของมีดกลึงคาร์ไบด์ ผลการทดลองพบว่า ความเร็วตัดส่งผลต่อการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear มากที่สุดรองลงมาคืออัตราป้อน ในขณะที่การเพิ่มอัตราการคายเศษโลหะส่งผลต่อการสึกหรอเช่นกัน ผลการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายผลการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear จากการตัดเนื้อเหล็กกล้าเครื่องมืองานเย็นเกรด JIS SKS3 และเกรด JIS SKD11 พบว่าสามารถทำนายค่าได้อย่างแม่นยำ คือมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยอยู่ที่ 1.68% และ 2.84% ตามลำดับ ซึ่งสามารถใช้วางแผนในการผลิตได้อย่างเหมาะสม ช่วยลดระยะเวลาในการทดลองลง และสามารถทำนายค่าที่ยังไม่ได้มีการทดลองได้อย่างถูกต้อง

คำสำคัญ: เหล็กกล้าเครื่องมืองานเย็น, การสึกหรอด้านข้างคมตัด, โครงข่ายประสาทเทียม

ABSTRACT

The objective of this research study was to investigate the influence of cutting parameter for JIS SKD11 and JIS SKS3 cold work tool steel turning, on tool flank wear, by using cemented carbide coated titanium nitride insert. Design of experiment, the statistic analysis, and analysis of error experiment results with predicted results, the use of artificial neural network (ANN) were also employed in this study, the design variables were input cutting speed, feed rate and depth of cut. Output was tool flank wear. Results shown that the influences of cutting speed and feed rate on the flank wear were identical as the following order. An increase in metal removed rate also influence to tool wear. The result from using of artificial neural network to predicted tool flank wear of cutting JIS SKD11 and JIS SKS3 tool steel that can be predicted accurately was the average error was 1.68% and 2.84%, respectively.

That able to make production plan properly, reduce experiment period, and able to predict value of experiment that was not tested correctly.

Keywords: Cold Work Tool Steel, Flank Wear, Artificial Neural Network

1. บทนำ

อุตสาหกรรมการผลิตชิ้นส่วนแม่พิมพ์โลหะจำเป็นต้องผ่านกระบวนการผลิตที่ใช้เทคโนโลยีสมัยใหม่และมีความเที่ยงตรงสูง แต่มักพบปัญหาเสมออันก็คือการสึกหรอของเครื่องมือตัดที่ใช้มีการสึกหรอเร็วกว่าที่ควรจะเป็น เนื่องการกำหนดสภาวะการตัดหรือพารามิเตอร์ที่ใช้ในการตัดเฉือนไม่เหมาะสม โดยมีผลต่ออายุการใช้งาน ทำให้มีต้นทุนเกิดการสึกหรอและเสื่อมสภาพซึ่งผลที่เกิดขึ้นคือทำให้คุณภาพของสินค้าต่ำ เกิดการสิ้นเปลืองเครื่องมือตัดต้นทุนในการผลิตเพิ่มสูงขึ้น [1] ดังนั้นจึงจำเป็นต้องเลือกเครื่องมือตัด และเงื่อนไขเกี่ยวกับสภาวะการตัดเฉือนต่างๆ ที่เหมาะสม ประกอบไปด้วยความเร็วตัด (Cutting Speed) อัตราการป้อน (Feed Rate) และความลึกในการตัด (Depth of Cut) ที่แตกต่างกัน เพื่อยืดอายุการใช้งานของมีดกลึงให้นานที่สุด สำหรับงานวิจัยนี้ทำการศึกษาและทดลองการตัดเฉือนด้วยกระบวนการกลึงอัตโนมัติวัสดุที่ทดลองตัดแตกต่างกัน 2 เกรด คือเหล็กกล้าเครื่องมืองานเย็นเกรด JIS SKD11 และเกรด JIS SKS3 เพื่อเปรียบเทียบการสึกหรอแบบ Flank Wear (การสึกหรอด้านข้างคมตัด) จากอิทธิพลของสภาวะการตัดเฉือนที่แตกต่างกัน ในการออกแบบการทดลองใช้วิธีทางสถิติ (Statistical Design of Experimental) และวิเคราะห์ผลโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป มีการทำนายการสึกหรอโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Model) กับผลการทดลอง (Experiment) โดยงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายผลการสึกหรอและกระบวนการตัดเฉือนเช่น [2]-[5]

การใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ในการประมาณการสึกหรอของมีดกลึงเพื่อใช้ทำนายผลก่อนการผลิตชิ้นงานจริง ทำให้สามารถรู้ถึงปัญหาที่เกิดขึ้นกับชิ้นงานซึ่งส่งผลต่อต้นทุนการผลิต ดังนั้นการใช้โครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นเครื่องมือที่ช่วย

วางแผนในการผลิตชิ้นงาน การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทดลองแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดแรกใช้เพื่อการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียม และชุดสองใช้เพื่อทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมว่าสามารถทำนายได้อย่างแม่นยำมากเท่าไร เพื่อจะได้ปรับเปลี่ยนค่าของการฝึกหัดซึ่งทำให้การทำนายผลมีความแม่นยำมากขึ้นหรืออยู่ในช่วงความผิดพลาดที่ยอมรับได้โดยการทำนายผลของโครงข่ายประสาทเทียมในการทดลองนี้มีวัตถุประสงค์หลักๆ คือสามารถทำนายค่าที่ยังไม่ได้มีการทดลองได้อย่างถูกต้อง ซึ่งทำให้สามารถวางแผนการทดลองได้อย่างเหมาะสม และช่วยลดระยะเวลาในการทดลองลง

2. วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในการทดลองเพื่อศึกษาอิทธิพลของตัวแปรที่มีผลต่อการสึกหรอของมีดกลึงผู้วิจัยได้แบ่งการทดลองออกเป็น 2 ขั้นตอน โดยขั้นตอนแรกทำการศึกษาตัวแปรของค่าต่างๆ ซึ่งคาดว่าจะมีผลต่อการสึกหรอของมีดกลึง และขั้นตอนที่สองทำการวิเคราะห์โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายผลการสึกหรอ

2.1 การออกแบบการทดลอง

1.การออกแบบการทดลองเชิงแฟกทอเรียล ตัวแปรที่ใช้ทดลองมี 3 ตัวแปรคือความเร็วตัด อัตราป้อน และความลึกในการตัด ซึ่งค่าที่ได้จากคำแนะนำของบริษัทผลิตมีดกลึงเป็นค่ากลางคือความเร็วตัดมีค่าเท่ากับ 240 เมตรต่อนาที อัตราป้อนมีค่าเท่ากับ 0.3 มิลลิเมตรต่อรอบ และความลึกในการตัดมีค่าเท่ากับ 1.6 มิลลิเมตร ดังนั้นจึงออกแบบการทดลองให้แต่ละสภาวะการตัดมี 3 ระดับ ยกเว้นความลึกในการตัดมี 1 ระดับเท่านั้น ซึ่งประกอบไปด้วยค่าต่ำ ค่ากลาง และค่าสูง ดังแสดงในตารางที่ 1 เพื่อเปรียบเทียบผลที่ได้จากการทดลอง และทำการทดลองซ้ำ 3 ครั้ง แต่ละเงื่อนไข

ตารางที่ 1 ตัวแปรในการทดลองตัดเฉือน

สภาวะการตัด			
Cutting speed (m/min)	220	240	260
Feed rate (mm/rev)	0.2	0.3	0.4
Depth of cut(mm)	1.6		

2.2 การวางแผนการตัดเฉือนชิ้นงานเหล็กกล้าเครื่องมือ JIS SKD11 และ JIS SKS3

2.2.1 การวางแผนการทดลองโดยการสร้างโปรแกรมอัตโนมัติสำหรับงานกลึง ควบคุมด้วยโปรแกรม G-Code ซึ่งในการทดลองใช้เครื่องกลึงซีเอ็นซี (CNC Lathe) ผลิตโดยบริษัท MORI SEIKI รุ่น NL1500 ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 เครื่องกลึงซีเอ็นซี (CNC Lathe) รุ่น NL1500

2.2.1.1 การใช้ค่าตัวแปรต่างๆ ที่ได้ทำการออกแบบการทดลองไว้ และการปรับความเร็วรอบของเครื่องกลึงอัตโนมัติให้สัมพันธ์กับขนาดของเส้นผ่านศูนย์กลางของชิ้นงานตามสมการคือ

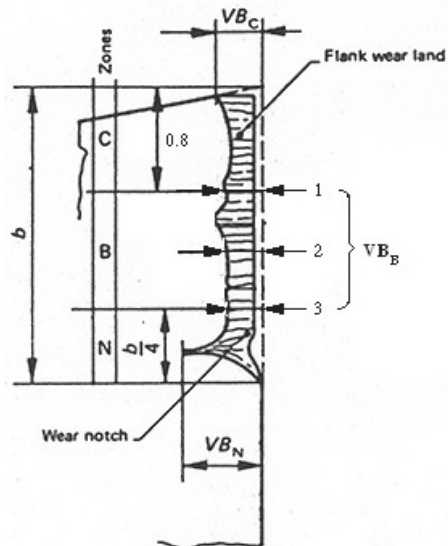
$$V = \frac{\pi d n}{1000}$$

2.2.1.2 ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของชิ้นงานทดลอง 50.8 มิลลิเมตร ยาว 320 มิลลิเมตร ทำการกลึงปอกผิว ยาว 270 มิลลิเมตร เพื่อศึกษาการสึกหรอของมีดกลึงซีเมนต์คาร์ไบด์เคลือบด้วยไทเทเนียมไนไตรด์ (TiN)

2.2.2 การเก็บข้อมูลการทดลองเพื่อหาค่าการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear

2.2.2.1 รหัสมีดกลึง CCMT 120408-TN2000 เป็นมีดกลึงซีเมนต์คาร์ไบด์เคลือบด้วยไทเทเนียมไนไตรด์ (TiN) ขนาดมุม 80 องศา

2.2.2.2 นำมีดกลึงไปถ่ายภาพด้วยกล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกวาด (Scanning Electron Microscope, SEM) รุ่น JSM5410 เพื่อดูลักษณะรูปร่างการสึกหรอ และวัดระยะการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear 3 จุด ตามมาตรฐาน ISO 3685-1997 ซึ่งในการวัดระยะการสึกหรอแบ่งออกเป็นช่วงที่เท่าๆ กัน 3 ช่วงคือ บริเวณ B เพื่อคำนวณหาระยะการสึกหรอเฉลี่ย (VB_B) ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 การวัดหาระยะการสึกหรอ (มาตรฐาน ISO 3685-1997)

2.2.3 การคำนวณค่าอัตราการคายเศษโลหะออก (Metal Removal Rate: MRR)

เพื่อนำข้อมูลที่ได้จากการทดลองมาทำการเปรียบเทียบวิเคราะห์ความสัมพันธ์กับค่าการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear ในการตัดเฉือนเหล็กกล้าเครื่องมือ

2.3 กำหนดเงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.1 จำนวนโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

จุดที่มีผลต่อโครงข่ายประสาทเทียมอีกจุดหนึ่ง คือ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมีผลต่อเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่มากไม่ได้เป็นตัวที่บอกว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะมีประสิทธิภาพดีในงานวิจัยฉบับนี้ได้ทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ เริ่มต้นที่ชั้นซ่อน 1 ชั้น จำนวนนิวรอนตั้งแต่ 2 นิวรอน ไปจนถึง 18 นิวรอน คุณผลการฝึกสอน ถ้าการฝึกสอนไม่สำเร็จจะเพิ่มชั้นซ่อนเป็น 2 ชั้น โดยกำหนดให้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 มากกว่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 อยู่ 1 นิวรอน และเพิ่มไปที่ละ 1 นิวรอน ไปจนถึงการฝึกสอนสำเร็จ และนำโครงสร้างค่าสุดท้ายไปใช้งาน ค่าความผิดพลาดที่ใช้ฝึกหัด คือ 0.01

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีด้วยกันหลายแบบจำลอง และแบบจำลองที่ดีที่สุดเหมาะสมและได้รับความนิยมมากที่สุด คือแบบจำลองแบบคโพรพาเกชัน (Backpropagation Model) [6] เนื่องจากว่าแบบจำลองแบบคโพรพาเกชันไม่มีการเชื่อมโยงกันแบบย้อนกลับ (Feedback Connection) แต่อาศัยค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งค่าความผิดพลาดนั้นคำนวณโดยใช้ค่าเฉลี่ยกำลังสองต่ำสุด (Least Mean Squared Error) ค่าความผิดพลาดเกิดจากการปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งทำการปรับค่าจนกว่าค่าความผิดพลาดอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการฝึกหัด

ในงานวิจัยได้กำหนดอินพุตและเอาต์พุตที่ใช้ฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้

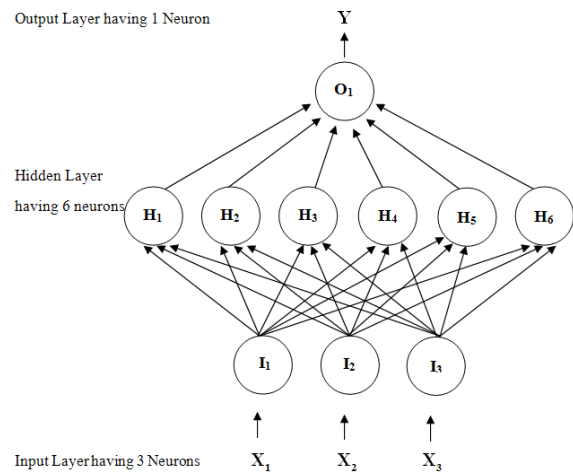
X_1 = ความเร็วตัด

X_2 = อัตราป้อน

X_3 = ความลึกในการตัด

ส่วนเอาต์พุตซึ่งเป็นผลกระทบของค่าตัวแปรในการทดลอง โดยค่าของเอาต์พุตมีทั้งหมด 1 ค่า ซึ่งค่าเอาต์พุตนี้มีโครงข่ายประสาทเทียมของแต่ละเอาต์พุต แต่มีโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเหมือนกัน เอาต์พุต

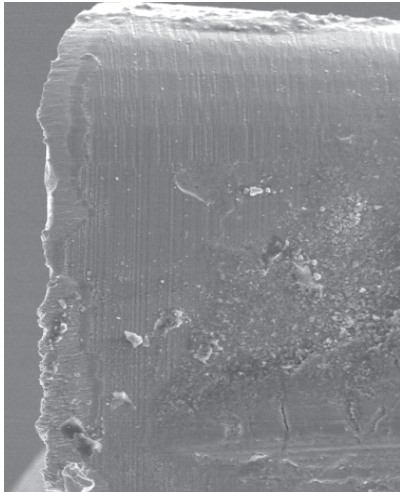
คือ Y = การสึกหรอของมีดกลึง เมื่อป้อนข้อมูลลงไปในส่วนของแบบจำลองแบบคโพรพาเกชัน กำหนดหน่วยประสาทแต่ละชั้น กำหนดค่าความผิดพลาด และค่าการเรียนรู้ จากนั้นแบบจำลองแบบคโพรพาเกชันจะทำการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมและถูกต้อง และแสดงผลของเอาต์พุตที่ได้รับจากการฝึกหัด คำนวณน้ำหนักที่เหมาะสมและถูกต้องที่สุดนั้นเมื่อเสร็จสิ้นการฝึกหัดโปรแกรมจะทำการเก็บค่าถ่วงน้ำหนักไว้ใช้ต่อไป ส่วนระยะเวลาในการฝึกหัดจะขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาด ค่าการเรียนรู้และขึ้นอยู่กับปริมาณของข้อมูลที่ใช้ทำการฝึกหัดซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการฝึกหัดดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการฝึกหัด

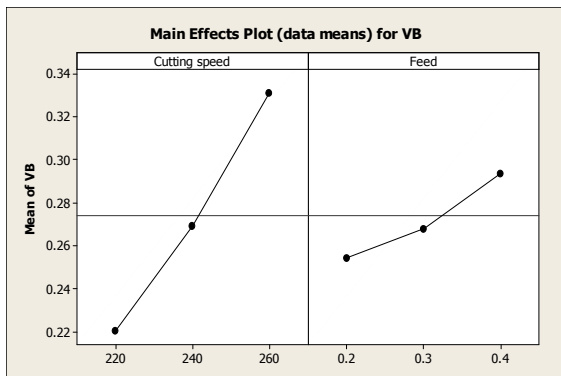
3. ผลการทดลองและวิเคราะห์ผล

การวิเคราะห์ผลการทดลองโดยใช้หลักการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ และใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูปช่วยในการคำนวณค่าทางสถิติ การออกแบบการทดลองเชิงแฟกทอเรียล กำหนดค่าความเร็วตัดอัตราป้อนและความลึกในการตัดแตกต่างกัน ซึ่งเป็นปัจจัยคงที่ ผลตอบสนองเป็นการสึกหรอด้านข้างของคมตัด (Flank Wear) ตัวอย่างภาพถ่ายการสึกหรอ ดังรูปที่ 4 และวัสดุที่ใช้ในการทดลองแตกต่างกัน 2 เกรดคือเหล็กกล้าเครื่องมืองานเย็นเกรด JIS SKS3 และเกรด JIS SKD11

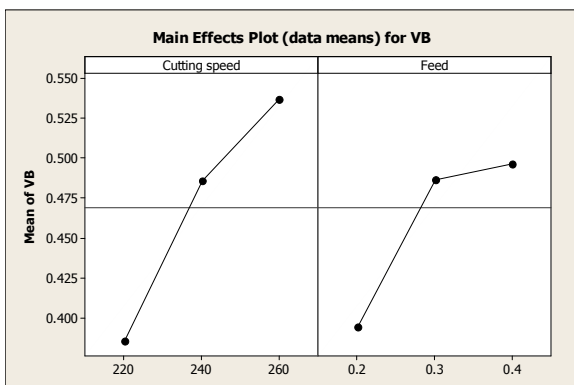


รูปที่ 4 ภาพถ่ายการสึกหรอแบบ Flank Wear ด้วยกล้องจุลทรรศน์ SEM.

3.1 อิทธิพลของสภาวะการตัดเฉือนเหล็กกล้าเครื่องมืองานเย็นเกรด JIS SKS3 และ SKD11 ต่อการสึกหรอแบบ Flank Wear (VB_B)



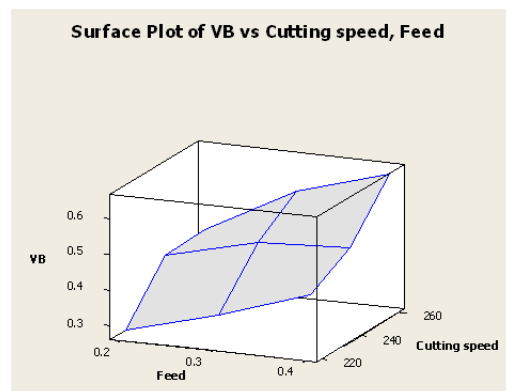
รูปที่ 5 Main Effect Plot ของค่า VB_B ระหว่างความเร็วในการตัดกับอัตราป้อน (JIS SKS3)



รูปที่ 6 Main Effect Plot ของค่า VB_B ระหว่างความเร็วในการตัดกับอัตราป้อน (JIS SKD11)

จากรูปที่ 5 และรูปที่ 6 พบว่าปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear มากที่สุดคือความเร็วตัด รองลงมาคืออัตราป้อน โดยมีแนวโน้มเมื่อเพิ่มค่าความเร็วตัดจาก 220, 240 และ 260 m/min ตามลำดับทำให้ค่าการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear เพิ่มขึ้นอย่างเห็นได้ชัดเจน และเมื่อพิจารณาผลของอัตราป้อน คือเปลี่ยนแปลงจาก 0.2, 0.3 และ 0.4 mm/rev ตามลำดับทำให้ค่าการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear เพิ่มขึ้นคล้ายคลึงกัน

ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear เกิดจากเลือกใช้สภาวะการตัดเฉือนที่ไม่เหมาะสมกับการใช้งาน ซึ่งส่งผลให้บริเวณคมตัดเกิดพลังงานความร้อนขึ้น โดยการเสียดสีกันอย่างรุนแรงระหว่างชิ้นงานกับมีดกลึงและจะส่งผลให้บริเวณคมตัดมีอุณหภูมิเพิ่มสูงขึ้น โดยอุณหภูมิที่เพิ่มสูงขึ้นนี้ส่งผลให้โครงสร้างและคุณสมบัติทางกลของมีดกลึงเกิดการเปลี่ยนแปลงในทางลบคือค่าความแข็ง และความต้านทานต่อการสึกหรอจะลดลง ซึ่งเป็นสาเหตุให้มีดกลึงเกิดการสึกหรออย่างรวดเร็ว [7] โดยจะส่งผลต่อการตัดเฉือน เพราะเมื่อการสึกหรอแบบ Flank Wear มีการขยายตัวมากขึ้นที่บริเวณคมตัดจะทำให้การตัดเฉือนเป็นไปได้ยาก ต้องใช้แรงตัดมากและเกิดความเค้นกับคมตัดสูงขึ้น [8] และยังส่งผลต่อเนื่องกับค่าความขรุขระผิวเหล็กกล้าเครื่องมือที่เพิ่มสูงขึ้นด้วย



รูปที่ 7 ผลกระทบของความเร็วตัดและอัตราป้อนต่อค่าการสึกหรอ

ด.คล้ายนิล

จากรูปที่ 7 การสึกหรอแบบ Flank Wear มีค่ามากที่สุดเมื่อความเร็วตัด มีค่า 260 m/min และค่าอัตราป้อนมีค่า 0.4 mm/rev ส่วนการสึกหรอแบบ Flank Wear มีค่าน้อยที่สุด เมื่อค่าความเร็วตัด มีค่า 220 m/min และอัตราป้อนมีค่า 0.2 mm/rev ซึ่งผลกระทบของความเร็วตัดและอัตราป้อนต่อค่าการสึกหรอเมื่อมีการปรับเปลี่ยนค่าปัจจัยหลักทั้ง 2 ให้เพิ่มสูงขึ้น จะส่งผลต่อค่าการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear (VB_B) เพิ่มสูงขึ้น ทั้งนี้เนื่องมาจากที่ผิวหน้ามีดจะมีการเสียดสีระหว่างมีดตัดกับเนื้อสอยที่รุนแรงส่งผลให้แนวโน้มเกิดการสึกหรอสูงมากขึ้น

3.2 การวิเคราะห์การทำนายผลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

3.2.1 การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายผลการสึกหรอของมีดกลึง จากการตัดเนื้อเหล็กกล้าเครื่องมือเกรด JIS SKS3

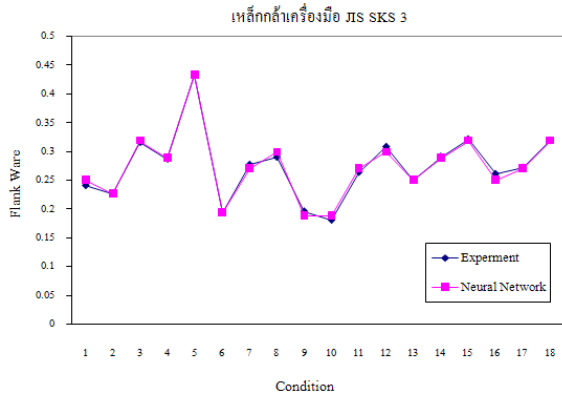
การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่าความผิดพลาด การสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear (VB_B) โดยโปรแกรม MATLAB/Simulink สำหรับการตัดเนื้อเหล็กกล้าเครื่องมือเกรด JIS SKS3 ผลปรากฏว่าสามารถทำนายค่าได้อย่างแม่นยำ คือมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยอยู่ที่ 1.68% ดังตารางที่ 2 ส่วนผลการทำนายค่าการสึกหรอในสภาวะการตัดที่ยังไม่ได้ทดลอง ปรากฏว่าสามารถทำนายค่าได้อย่างแม่นยำเช่นกัน ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 2 ค่าความผิดพลาดการสึกหรอของมีดกลึง (เหล็กกล้าเครื่องมือ JIS SKS 3)

ค่าความผิดพลาดการสึกหรอ Flank Wear							
สภาวะการตัด				Experimental (mm)	Neural Network (mm)	ค่า Error	% Error
Run order	Speed (m/min)	Feed (mm/rev)	Depth (mm)				
1	220	0.4	1.6	0.241	0.251	0.01	4.14
2	240	0.2	1.6	0.227	0.227	0	0
3	260	0.3	1.6	0.316	0.318	0.002	0.63
4	240	0.4	1.6	0.287	0.289	0.002	0.70
5	260	0.4	1.6	0.433	0.433	0	0
6	220	0.2	1.6	0.194	0.194	0	0
7	240	0.3	1.6	0.277	0.271	0.006	2.16
8	260	0.2	1.6	0.290	0.299	0.009	3.10
9	220	0.3	1.6	0.196	0.188	0.007	4.08
10	220	0.3	1.6	0.181	0.188	0.007	3.86
11	240	0.3	1.6	0.264	0.271	0.007	2.65
12	260	0.2	1.6	0.308	0.299	0.009	2.92
13	220	0.4	1.6	0.251	0.251	0	0
14	240	0.4	1.6	0.291	0.289	0.002	0.68
15	260	0.3	1.6	0.321	0.318	0.003	0.93
16	220	0.4	1.6	0.261	0.251	0.01	3.83
17	240	0.3	1.6	0.272	0.271	0.001	0.36
18	260	0.3	1.6	0.319	0.318	0.001	0.31
เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ย							1.68

ตารางที่ 3 ผลการทำนายการสึกหรอของมีดกลึง (เหล็กกล้าเครื่องมือ JIS SKS 3)

ผลการทำนาย การสึกหรอ Flank Wear				
สภาวะการตัด				Neural Network (mm)
Run order	Speed (m/min)	Feed (mm/rev)	Depth (mm)	
19	240	0.4	1.6	0.289
20	260	0.4	1.6	0.433
21	220	0.2	1.6	0.194
22	240	0.2	1.6	0.227
23	260	0.4	1.6	0.433
24	220	0.2	1.6	0.194
25	220	0.3	1.6	0.188
26	260	0.2	1.6	0.299
27	240	0.2	1.6	0.227



รูปที่ 8 ความผิดพลาดจากการทำนายผลการสึกหรอ (เหล็กกล้าเครื่องมือ JIS SKS3)

จากรูปที่ 8 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากผลการทดลอง (Experiment) กับการทำนายผล (Prediction) โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

3.2.2 การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายผลการสึกหรอของมีดกลึง จากการตัดเฉือนเหล็กกล้าเครื่องมือเกรด JIS SKD11

การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่าความผิดพลาด การสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear (VB_B) โดยโปรแกรม MATLAB/Simulink สำหรับ การตัดเฉือนเหล็กกล้าเครื่องมือ JIS SKD11 ผลปรากฏว่า สามารถทำนายค่าได้อย่างแม่นยำ คือมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยอยู่ที่ 2.84% ดังตารางที่ 4 ส่วนผลการทำนายค่าการสึกหรอในสภาวะการตัดที่ยังไม่ได้ทดลองปรากฏว่า สามารถทำนายค่าได้อย่างแม่นยำเช่นกัน ดังตารางที่ 5

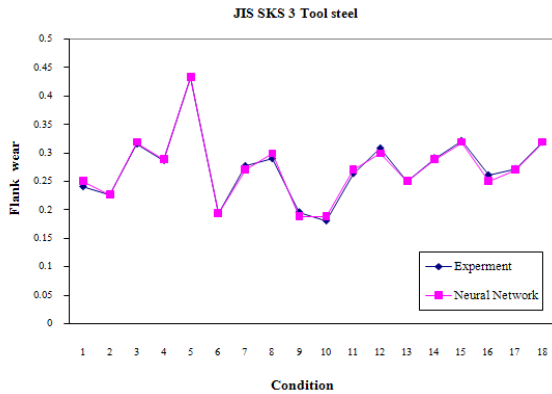
ตารางที่ 4 ค่าความผิดพลาดการสึกหรอของมีดกลึง (เหล็กกล้าเครื่องมือ JIS SKD11)

ค่าความผิดพลาดการสึกหรอ Flank Wear							
สภาวะการตัด				Experimental (mm)	Neural Network (mm)	ค่า Error	% Error
Run order	Speed (m/min)	Feed (mm/rev)	Depth (mm)				
1	220	0.4	1.6	0.393	0.440	0.047	11.9
2	240	0.2	1.6	0.428	0.428	0	0
3	260	0.3	1.6	0.563	0.569	0.006	1.06
4	240	0.4	1.6	0.498	0.5035	0.0055	1.10
5	260	0.4	1.6	0.648	0.648	0	0
6	220	0.2	1.6	0.284	0.284	0	0
7	240	0.3	1.6	0.486	0.492	0.006	1.23
8	260	0.2	1.6	0.448	0.432	0.155	3.57
9	220	0.3	1.6	0.342	0.353	0.011	3.21
10	220	0.3	1.6	0.365	0.3535	0.0115	3.28
11	240	0.3	1.6	0.477	0.492	0.156	3.14
12	260	0.2	1.6	0.417	0.432	0.015	3.59
13	220	0.4	1.6	0.464	0.440	0.023	5.17
14	240	0.4	1.6	0.509	0.503	0.005	1.17
15	260	0.3	1.6	0.564	0.569	0.005	0.88
16	220	0.4	1.6	0.465	0.440	0.024	5.37
17	240	0.3	1.6	0.515	0.492	0.022	4.46
18	260	0.3	1.6	0.581	0.569	0.011	2.06
เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ย							2.84

ตารางที่ 5 ผลการทำนายการสึกหรอของมีดกลึง (เหล็กกล้าเครื่องมือ JIS SKD11)

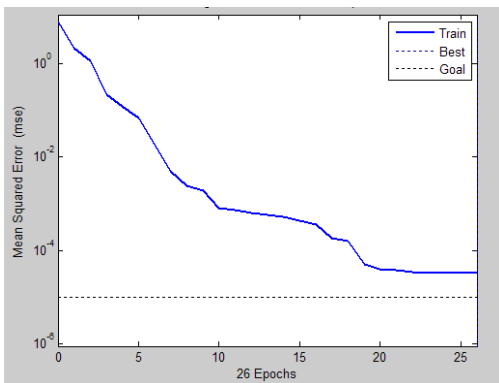
ผลการทำนายการสึกหรอ Flank Wear				
สภาวะการตัด				Neural Network (mm)
Run order	Speed (m/min)	Feed (mm/rev)	Depth (mm)	
19	240	0.4	1.6	0.503
20	260	0.4	1.6	0.648
21	220	0.2	1.6	0.284
22	240	0.2	1.6	0.428
23	260	0.4	1.6	0.648
24	220	0.2	1.6	0.284
25	220	0.3	1.6	0.353
26	260	0.2	1.6	0.432
27	240	0.2	1.6	0.428

ด.คล้ายนิล

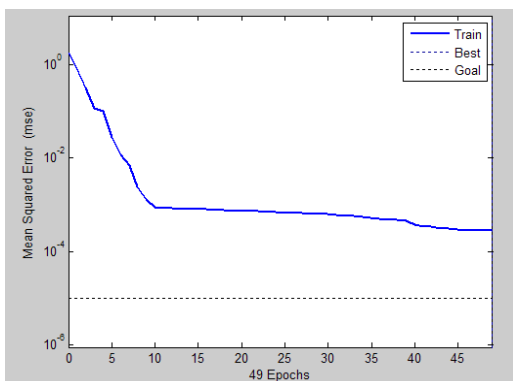


รูปที่ 9 ความผิดพลาดจากการทำนายผลการสึกหรอ (เหล็กกล้าเครื่องมือ JIS SKD11)

จากรูปที่ 9 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากผลการทดลอง (Experiment) กับการทำนายผล (Prediction) โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 10 สมรรถนะการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมของเหล็กกล้าเครื่องมือเกรด JIS SKS3



รูปที่ 11 สมรรถนะการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมของเหล็กกล้าเครื่องมือเกรด JIS SKD11

จากข้อมูลของ 3 อินพุต และ 1 เอาท์พุต จำนวน 18 ชุด จะถูกนำมาฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งจากการฝึกสอนพบว่าจำนวนนิวรอนที่ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมสำเร็จในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ที่ 1 เท่ากับ 18 นิวรอน และชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 17 นิวรอน เพื่อให้ได้ค่าเอาท์พุตตรงกับอินพุตที่ป้อนเข้าไป โดยสมรรถนะของกระบวนการฝึกสอน ดังรูปที่ 10 และรูปที่ 11 ซึ่งมีการฝึกสอนจำนวน 26 รอบและจำนวน 49 รอบ ตามลำดับ เนื่องจากในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการทำนายผลการสึกหรอของมีดกลึงคาร์ไบด์แบบ Flank Wear จากการตัดเฉือนเหล็กกล้าเครื่องมือเกรด JIS SKS3 และเกรด JIS SKD11 มีการกำหนดค่าผิดพลาดในการฝึกสอนไว้ที่ 0.01 เมื่อนำค่าที่ได้จากการทดลองมาทำการฝึกสอน โดยการกำหนดจำนวนรอบเริ่มต้นที่ 26 รอบ ปรากฏว่าเหล็กกล้าเครื่องมือเกรด JIS SKS3 ได้คำตอบใกล้เคียงกับค่าผิดพลาดที่ตั้งไว้ แต่เหล็กกล้าเครื่องมือเกรด JIS SKD11 นั้น ไม่ได้ผลตามที่ต้องการจึงเพิ่มจำนวนรอบในการฝึกสอนเป็น 49 รอบ ดังนั้นทำให้ผลของสมรรถนะในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าแตกต่างกัน

4. สรุปผลการทดลอง

4.1 ผลจากการตัดเฉือนเหล็กกล้าเครื่องมืองานเย็นเกรด JIS SKS3 และเกรด JIS SKD11 ปัจจัยหลักที่ส่งผลกระทบต่อผลการสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear มากที่สุดคือความเร็วตัด (Cutting Speed) รองลงมาคืออัตราป้อน (Feed Rate)

4.2 การสึกหรอของมีดกลึงแบบ Flank Wear มีค่าเพิ่มสูงขึ้น เมื่อแนวโน้มของอัตราการคายเศษโลหะ (MRR) มีค่ามากขึ้นจากการตัดเฉือนเหล็กกล้าเครื่องมืองานเย็นเกรด JIS SKS3 และเกรด JIS SKD11

4.3 งานวิจัยฉบับนี้ได้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Multilayer Perceptron Network โดยวิธีการฝึกสอนแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-Propagation Neural Networks) กฎการเรียนรู้แบบ Levenberg-

Marquardt Algorithm เนื่องจากมีเสถียรภาพ มีอัตรา
การฝึกสอนที่สั้นและใช้เวลาการฝึกสอนน้อย

4.4 จากผลการทดลองที่ได้นำเสนอ แสดงให้เห็นถึง
ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด
Multilayer Perceptron Network สามารถทำนายค่าที่
ยังไม่ได้มีการทดลองได้อย่างถูกต้อง ซึ่งจะทำให้สามารถ
วางแผนการผลิตได้อย่างเหมาะสม ช่วยลดระยะเวลาใน
การทดลอง มีความถูกต้องส่วนของกระบวนการฝึกสอน
และการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม แสดงให้เห็นว่าถ้า
ทำการฝึกสอนข้อมูลทุกชุดจะได้คำตอบที่มีความถูกต้อง
แม่นยำ

5. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับสนับสนุนงบประมาณในการทำวิจัย
จากโครงการส่งเสริมการวิจัยในอุดมศึกษา สำนักงาน
คณะกรรมการการอุดมศึกษา ขอขอบคุณมหาวิทยาลัย
เทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์ และศูนย์เทคโนโลยี
โลหะและวัสดุแห่งชาติที่ให้ความอนุเคราะห์ใช้
ห้องปฏิบัติการและเครื่องมือ คณะผู้วิจัยใคร่ขอ
ขอบพระคุณมา ณ โอกาสนี้

เอกสารอ้างอิง

- [1]Edward, M.T. and Paul, K.W. Metal Cutting, 4th ed. Butterworth-Heinemann, 2000; 21-55.
- [2]Tugrul, O., Yigit, K., Luis, F., and Paulo, D. Modeling of surface finish and tool flank wear in turning of AISI D2 steel with ceramic wiper inserts. *Journal of Materials Processing Technology*, 2007; 189: 192–198.
- [3]Leone, C., Addona, D. and TetiR. Tool wear modeling through regression analysis and intelligent methods for nickel base alloy machining. *Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2011; 4: 327-331.
- [4]D'Addona, D., Leone, C. and TetiR. ANN tool wear modeling in the machining of nickel superalloy industrial products. *Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2011; 4: 33-37.
- [5]Tugrul, O. and Yigit, K. Predictive modeling of surface roughness and tool wear in hard turning using regression and neural networks. *International Journal of Machine Tool and Manufacture*, 2005; 45: 467-479.
- [6]นนทวัฒน์ ศรีหาค้าง. การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายผลกระทบของค่าพารามิเตอร์ในการกัดงานด้วยเครื่อง
อีดีเอ็ม. คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี, 2545.
- [7]Luo, X., Heng K. and Holt, R. Modeling flank wear of carbide tool insert in metal cutting. *Journal of Wear*, 2005; 259: 1235-1240.
- [8]Milton, C. Shaw. Metal Cutting Principles, 2nd ed. Oxford, 2005; 170-205.